

**PREDIKSI JUMLAH KENDARAAN BERMOTOR DI INDONESIA
MENGUNAKAN METODE *AVERAGE-BASED FUZZY TIME
SERIES MODELS***

SKRIPSI

Untuk memenuhi sebagian persyaratan
memperoleh gelar Sarjana Komputer

Disusun oleh:
Fajar Pangestu
NIM: 135150201111211



PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2018

PENGESAHAN

**PREDIKSI JUMLAH KENDARAAN BERMOTOR DI INDONESIA MENGGUNAKAN
METODE AVERAGE-BASED FUZZY TIME SERIES MODELS**

SKRIPSI

Diajukan untuk memenuhi sebagian persyaratan
memperoleh gelar Sarjana Komputer

Disusun Oleh :
Fajar Pangestu
NIM: 135150201111211

Skripsi ini telah diuji dan dinyatakan lulus pada
08 Januari 2018

Telah diperiksa dan disetujui oleh:

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II



Agus Wahyu Widodo, S.T, M.Cs
NIP. 19740805 200112 1 001



Bayu Rahayudi, S.T, M.T
NIP. 19740712 200604 1 001

Mengetahui
Ketua Jurusan Teknik Informatika



Tri Astoto Kurniawan, S.T, M.T, Ph.D
NIP. 19710518 200312 1 001

PERNYATAAN ORISINALITAS

Saya menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa sepanjang pengetahuan saya, di dalam naskah skripsi ini tidak terdapat karya ilmiah yang pernah diajukan oleh orang lain untuk memperoleh gelar akademik di suatu perguruan tinggi, dan tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis disitasi dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Apabila ternyata didalam naskah skripsi ini dapat dibuktikan terdapat unsur-unsur plagiasi, saya bersedia skripsi ini digugurkan dan gelar akademik yang telah saya peroleh (sarjana) dibatalkan, serta diproses sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku (UU No. 20 Tahun 2003, Pasal 25 ayat 2 dan Pasal 70).

Malang, 8 Januari 2018



Fajar Pangestu

NIM: 135150201111211

KATA PENGANTAR

Dengan memanjatkan puji syukur kehadiran Allah SWT, atas limpahan rahmat dan hidayah-Nya penulis dapat menyajikan Laporan Skripsi yang berjudul PREDIKSI JUMLAH KENDARAAN BERMOTOR DI INDONESIA MENGGUNAKAN METODE *AVERAGE-BASED FUZZY TIME SERIES MODELS*. Skripsi ini diajukan untuk memenuhi persyaratan memperoleh gelas Sarjana Komputer pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya. Saya mengucapkan terima kasih kepada.

1. Allah SWT yang telah berkehendak atas segala kelancaran dan kemudahan yang diberikan dalam menyelesaikan skripsi ini.
2. Nabi Muhammad SAW, yang akan memberikan syafaat kepada umatnya.
3. Orang tua penulis, Bapak Siswoyo dan Ibu Surati yang telah memberikan dukungan moril maupun materil kepada penulis selama penulisan skripsi.
4. Bapak Agus Wahyu Widodo, S.T, M.Cs selaku dosen pembimbing skripsi pertama penulis dan sebagai Ketua Program Studi Informatika yang telah meluangkan waktu untuk memberikan arahan dan bimbingan bagi penulis.
5. Bapak Bayu Rahayudi, S.T, M.T selaku dosen pembimbing skripsi kedua penulis yang telah meluangkan waktu dan juga arahan bagi penulis.
6. Bapak Wayan Firdaus Mahmudy, S.Si, M.T, Ph.D selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya Malang.
7. Bapak Tri Astoto Kurniawan, S.T, M.T, Ph.D selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya Malang.
8. Seluruh bapak dan ibu dosen yang telah memberikan ilmunya selama penulis menempuh pendidikan di Fakultas Ilmu Komputer.
9. Sigit, Sena, Bayu, handoko, Faris F, Faris A, Syarif, Yoga, Alfian, Igaz dan seluruh teman-teman TIF 2013 terima kasih atas semangat dan motifasinya.

Sangat disadari bahwa dengan kekurangan dan keterbatasan yang dimiliki penulis, walaupun telah dikerahkan segala kemampuan untuk lebih teliti, tetapi masih dirasakan banyak kekurangan dalam pengerjaan laporan, oleh karena itu penulis mengharap saran yang membangun agar tulisan ini dapat bermanfaat bagi yang membutuhkan.

Malang, 8 Januari 2018

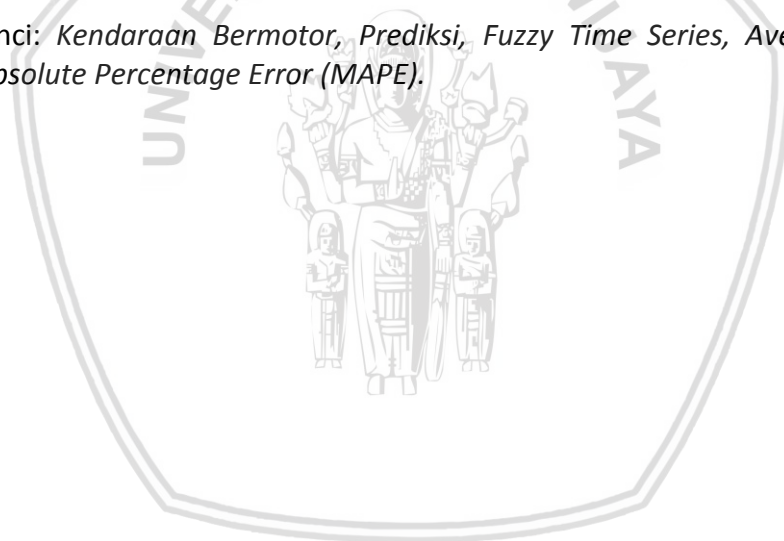
Penulis

Fajarpangestu27@gmail.com

ABSTRAK

Kendaraan bermotor di Indonesia mengalami pertumbuhan jumlah setiap tahunnya. Tingkat jumlah kendaraan bermotor yang tinggi akan berdampak pada berbagai sektor. Dampak yang ditimbulkan seperti kemacetan, polusi, kecelakaan, dan pelanggaran lalu lintas. Dengan mempredisikan jumlah kendaraan bermotor, data hasil prediksi dapat digunakan oleh pemerintah atau pihak terkait untuk membuat sebuah program untuk mengurangi dampak jumlah kendaraan bermotor yang tinggi. *Fuzzy time series* adalah salah satu metode untuk prediksi. Salah satu tipe metode *fuzzy time series* yaitu *Average-Based Fuzzy Time Series*. Metode ini merupakan metode *fuzzy time series* berbasis rata-rata yang mampu menentukan panjang interval secara efektif, sehingga mampu memberikan hasil prediksi dengan tingkat akurasi yang baik. Data yang digunakan pada penelitian berjumlah 45 data. Hasil pengujian penelitian ini, nilai rata-rata kesalahan yang dihitung menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* diperoleh nilai kesalahan sebesar 12.67 % yang menunjukkan bahwa penelitian ini termasuk dalam kategori baik digunakan dalam prediksi kendaraan bermotor di Indonesia karena memiliki nilai akurasi dibawah 20%.

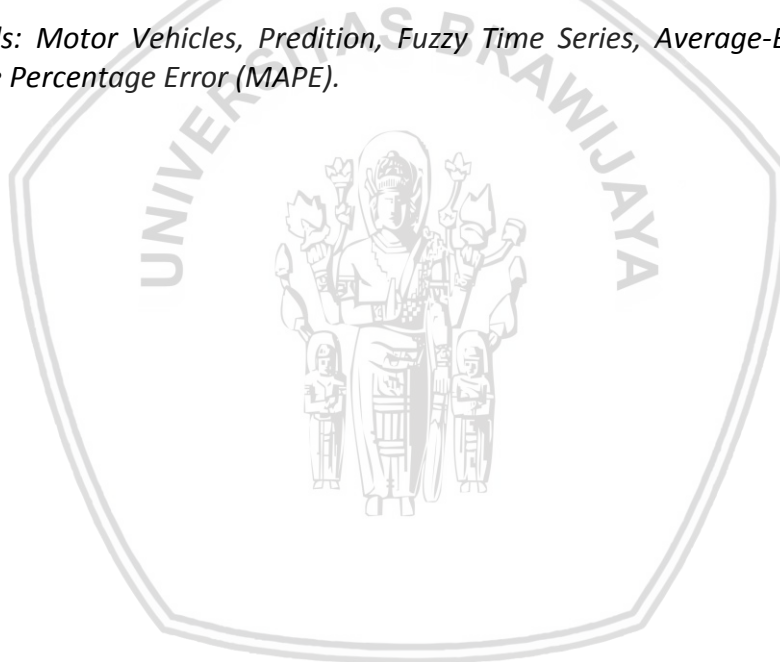
Kata kunci: *Kendaraan Bermotor, Prediksi, Fuzzy Time Series, Average-Based, Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*.



ABSTRACT

Motor vehicles in Indonesia are growing in number each year. The high number of motor vehicles will affect various sectors. Impacts such as traffic congestion, pollution, accidents, and traffic violations. By predicting the number of motor vehicles, predicted data can be used by the government or related parties to create a program to reduce the impact of high number of motor vehicles. Fuzzy time series is one method for prediction. One type of fuzzy time series method is the average-based fuzzy time series. This method is an Average-Based Fuzzy Time Series method that is able to determine the effective interval length, so as to provide predictive results with a good degree of accuracy. The data used in the study amounted to 45 data. The result of this research test, the average value of error calculated using Mean Absolute Percentage Error (MAPE) method is 12.67% error value indicating that this research is included in good category used in motor vehicle prediction in Indonesia because it has accuracy value below 20 %.

Keywords: Motor Vehicles, Prediction, Fuzzy Time Series, Average-Based, Mean Absolute Percentage Error (MAPE).



DAFTAR ISI

PENGESAHAN	2
PERNYATAAN ORISINALITAS	3
KATA PENGANTAR.....	4
ABSTRAK.....	5
ABSTRACT	6
DAFTAR ISI.....	7
DAFTAR TABEL.....	10
DAFTAR GAMBAR.....	11
DAFTAR KODE PROGRAM	13
DAFTAR LAMPIRAN	14
BAB 1 PENDAHULUAN.....	Error! Bookmark not defined.
1.1 Latar belakang.....	Error! Bookmark not defined.
1.2 Rumusan masalah.....	Error! Bookmark not defined.
1.3 Tujuan	Error! Bookmark not defined.
1.4 Manfaat	Error! Bookmark not defined.
1.5 Batasan masalah	Error! Bookmark not defined.
1.6 Sistematika pembahasan.....	Error! Bookmark not defined.
BAB 2 LANDASAN KEPUSTAKAAN	Error! Bookmark not defined.
2.1 Kajian Pustaka	Error! Bookmark not defined.
2.2 Prediksi.....	Error! Bookmark not defined.
2.3 <i>Time Series</i>	Error! Bookmark not defined.
2.4 Kendaraan Bermotor	Error! Bookmark not defined.
2.5 Logika <i>Fuzzy</i>	Error! Bookmark not defined.
2.5.1 Penjelasan Logika <i>Fuzzy</i>	Error! Bookmark not defined.
2.5.2 <i>Fuzzy set</i>	Error! Bookmark not defined.
2.5.3 Fungsi Keanggotaan	Error! Bookmark not defined.
2.6 <i>Fuzzy Time Series</i>	Error! Bookmark not defined.
2.7 Prediksi dengan Metode <i>Average-Based Fuzzy Time Series Models</i>	Error! Bookmark not defined.
2.7.1 <i>Average-Based Length</i>	Error! Bookmark not defined.
2.7.2 Himpunan <i>Fuzzy</i>	Error! Bookmark not defined.

2.7.3 Fuzzy Logical Relationship (FLR).....	Error! Bookmark not defined.
2.7.4 Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG)Error!	Bookmark not defined.
2.7.5 Prediksi dan Defuzzifikasi.....	Error! Bookmark not defined.
2.8 Perhitungan Nilai Kesalahan	Error! Bookmark not defined.
BAB 3 METODOLOGI	Error! Bookmark not defined.
3.1 Studi Literatur	Error! Bookmark not defined.
3.2 Pengumpulan Data.....	Error! Bookmark not defined.
3.3 Analisis Perancangan Sistem.....	Error! Bookmark not defined.
3.3.1 Perangkat Keras dan Lunak PendukungError!	Bookmark not defined.
3.3.2 Perancangan	Error! Bookmark not defined.
3.4 Implementasi Perangkat Lunak.....	Error! Bookmark not defined.
3.5 Pengujian Perangkat Lunak.....	Error! Bookmark not defined.
3.7 Evaluasi dan Analisis.....	Error! Bookmark not defined.
3.6 Kesimpulan dan Saran.....	Error! Bookmark not defined.
BAB 4 PERANCANGAN.....	Error! Bookmark not defined.
4.1 Deskripsi Umum Sistem	Error! Bookmark not defined.
4.2 Diagram Alir Sistem	Error! Bookmark not defined.
4.2.1 Menentukan Himpunan Semesta, <i>Midpoint</i> dan <i>Fuzzy Sets</i> .Error!	Bookmark not defined.
4.2.2 Fuzzifikasi	Error! Bookmark not defined.
4.2.3 Menentukan FLR dan FLRG	Error! Bookmark not defined.
4.2.4 Defuzzifikasi	Error! Bookmark not defined.
4.2.5 Prediksi.....	Error! Bookmark not defined.
4.3 Perhitungan Manual	Error! Bookmark not defined.
4.4 Perancangan Antarmuka	Error! Bookmark not defined.
4.4.1 Tampilan Tab Data Kendaraan BermotorError!	Bookmark not defined.
4.4.2 Tampilan Halaman Tab Prediksi.....	Error! Bookmark not defined.
4.5 Perancangan Pengujian	Error! Bookmark not defined.
4.5.1 Pengujian Fungsional	Error! Bookmark not defined.
4.5.2 Pengujian Pengaruh Jumlah Data Terhadap Nilai MAPE	Error! Bookmark not defined.

4.5.3 Pengujian Validasi	Error! Bookmark not defined.
BAB 5 IMPLEMENTASI	Error! Bookmark not defined.
5.1 Spesifikasi Perangkat Keras dan Perangkat Lunak Pendukung	Error! Bookmark not defined.
5.2 Batasan Implementasi	Error! Bookmark not defined.
5.3 Implementasi Algoritma	Error! Bookmark not defined.
5.3.1 Implementasi untuk Mengambil Data	Error! Bookmark not defined.
5.3.2 Implementasi untuk Mencari Selisih Absolut Data.....	Error! Bookmark not defined.
5.3.3 Implementasi untuk Mencari Rata-Rata Selisih Data	Error! Bookmark not defined.
5.3.4 Implementasi Mencari Nilai Maksimum dan Minimum Data	Error! Bookmark not defined.
5.3.5 Implementasi untuk Mencari Interval Data	Error! Bookmark not defined.
5.3.6 Implementasi untuk Menghitung Nilai <i>Fuzzy Set</i>	Error! Bookmark not defined.
5.3.7 Implementasi untuk Menghitung Derajat Keanggotaan Data	Error! Bookmark not defined.
5.3.8 Implementasi Proses Fuzzifikasi	Error! Bookmark not defined.
5.3.9 Implementasi untuk Menentukan FLR	Error! Bookmark not defined.
5.3.10 Implementasi untuk Menentukan FLRG	Error! Bookmark not defined.
5.3.11 Implementasi untuk Penentuan Nilai Defuzzifikasi	Error! Bookmark not defined.
5.3.12 Implementasi untuk Menentukan Nilai Prediksi	Error! Bookmark not defined.
5.3.13 Implementasi Proses Perhitungan MAPE	Error! Bookmark not defined.
5.4 Implementasi Antarmuka	Error! Bookmark not defined.
5.4.1 Tampilan Antarmuka Tab Data Jumlah Kendaraan Bermotor	Error! Bookmark not defined.
5.4.2 Tampilan Antarmuka Tab Proses Prediksi	Error! Bookmark not defined.
BAB 6 PENGUJIAN DAN ANALISIS	Error! Bookmark not defined.

6.1 Pengujian Fungsional	Error! Bookmark not defined.
6.2 Pengujian untuk Pengaruh Jumlah Data Terhadap Nilai MAPE	Error! Bookmark not defined.
6.3 Pengujian Validasi	Error! Bookmark not defined.
BAB 7 Penutup	Error! Bookmark not defined.
7.1 Kesimpulan	Error! Bookmark not defined.
7.2 Saran	Error! Bookmark not defined.
DAFTAR PUSTAKA.....	Error! Bookmark not defined.



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Tabel Kajian Pustaka.....	Error! Bookmark not defined.
Tabel 2.2 Pemetaan Basis Prediksi.....	Error! Bookmark not defined.
Tabel 3.1 Jumlah Kendaraan Bermotor	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.1 Selisih Absolut Data	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.2 Sub Himpunan dan <i>Midpoint</i>	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.3 Nilai <i>Fuzzy Set</i>	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.4 Hasil Fuzzifikasi.....	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.5 Nilai FLR	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.6 Nilai FLRG	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.7 Hasil Defuzifikasi.....	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.8 Hasil Prediksi	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.9 Perhitungan MAPE	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.10 Rancangan Pengujian Fungsional.....	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.11 Rancangan Pengujian Terhadap Pengaruh Jumlah Data pada MAPE	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.12 Rancangan Pengujian Validasi pada Nilai MAPE	Error! Bookmark not defined.
Tabel 6.1 Tabel Pengujian Fungsional.....	Error! Bookmark not defined.
Tabel 6.2 Pengujian dengan Menggunakan 5 Data ..	Error! Bookmark not defined.
Tabel 6.3 Pengujian dengan Menggunakan 10 Data	Error! Bookmark not defined.
Tabel 6.4 Pengujian dengan Menggunakan 15 Data	Error! Bookmark not defined.
Tabel 6.5 Pengujian dengan Menggunakan 20 Data	Error! Bookmark not defined.
Tabel 6.6 Pengujian dengan Menggunakan 25 Data	Error! Bookmark not defined.
Tabel 6.7 Pengujian Validasi	Error! Bookmark not defined.

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Contoh <i>Fuzzy Set</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.2 Representasi Linier Naik.....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.3 Representasi Linier Turun	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.4 Representasi Kurva Segitiga	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.5 Representasi Kurva Trapesium	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.6 Representasi Kurva Bahu	Error! Bookmark not defined.
Gambar 3.1 Diagram blog alur metode penelitian ...	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4.1 Diagram Alir Sistem Prediksi <i>Fuzzy Time Series</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4.2 Diagram Alir Menentukan Himpunan Semesta dan Sub-Himpunan	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4.3 Diagram Alir Menentukan <i>Midpoint</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4.4 Diagram Alir Menentukan <i>Fuzzy Sets</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4.5 Diagram Alir Fuzzifikasi	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4.6 Diagram Alur Proses Penentuan Maksimum dan Minimum Data	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4.7 Diagram Alir Defuzzifikasi.....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4.8 Diagram Alir Prediksi	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4.9 Perancangan Antarmuka Tampilan Tab Data	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4.10 Antarmuka Masukan Data	Error! Bookmark not defined.
Gambar 5.1 Antarmuka Tab Data Jumlah Kendaraan Bermotor	Error! Bookmark not defined.
Gambar 5.2 Antarmuka Tab Proses Prediksi (Data Digunakan)	Error! Bookmark not defined.
Gambar 5.3 Antarmuka Tab Proses Prediksi (Batas Himpunan)	Error! Bookmark not defined.
Gambar 5.4 Antarmuka Tab Proses Prediksi (<i>Fuzzy Sets</i>)	Error! Bookmark not defined.
Gambar 5.5 Antarmuka Tab Proses Prediksi (Derajat Keanggotaan)	Error! Bookmark not defined.
Gambar 5.6 Antarmuka Tab Proses Prediksi (Fuzzifikasi)	Error! Bookmark not defined.

Gambar 5.7 Antarmuka Tab Proses Prediksi (FLR) ..Error! Bookmark not defined.

Gambar 5.8 Antarmuka Tab Proses Prediksi (FLRG) .Error! Bookmark not defined.

Gambar 5.9 Antarmuka Tab Proses Prediksi (Defuzifikasi)Error! Bookmark not defined.

Gambar 6.1 Grafik Pengujian dengan 5 DataError! Bookmark not defined.

Gambar 6.2 Grafik Pengujian dengan 10 DataError! Bookmark not defined.

Gambar 6.3 Grafik Pengujian dengan 15 DataError! Bookmark not defined.

Gambar 6.4 Grafik Pengujian dengan 20 DataError! Bookmark not defined.

Gambar 6.5 Grafik Pengujian 25 DataError! Bookmark not defined.

Gambar 6.6 Grafik Pengujian Validasi Terhadap Nilai MAPEError! Bookmark not defined.



DAFTAR KODE PROGRAM

Kode Program 5.1 Implementasi untuk Mengambil Data.**Error! Bookmark not defined.**

Kode Program 5.2 Implementasi Mencari Selisih Absolut Data**Error! Bookmark not defined.**

Kode Program 5.3 Implementasi Mencari Rata-Rata Selisih Data**Error! Bookmark not defined.**

Kode Program 5.4 Implementasi Mencari Nilai Maksimum dan Minimum Data
.....**Error! Bookmark not defined.**

Kode Program 5.5 Implementasi untuk Mencari *Interval* Data**Error! Bookmark not defined.**

Kode Program 5.6 Implementasi nilai *fuzzy set*.....**Error! Bookmark not defined.**

Kode Program 5.7 Implementasi untuk Menghitung Derajat Keanggotaan Data
.....**Error! Bookmark not defined.**

Kode Program 5.8 Implementasi Proses Fuzzifikasi .**Error! Bookmark not defined.**

Kode Program 5.9 Implementasi untuk Menentukan FLR**Error! Bookmark not defined.**

Kode Program 5.10 Implementasi untuk Menentukan FLRG.**Error! Bookmark not defined.**

Kode Program 5.11 Implementasi untuk Menentukan Nilai Defuzzifikasi.....**Error! Bookmark not defined.**

Kode Program 5.12 Implementasi untuk Menentukan Nilai Prediksi.**Error! Bookmark not defined.**

Kode Program 5.13 Implementasi Perhitungan Nilai MAPE.**Error! Bookmark not defined.**

DAFTAR LAMPIRAN

LAMPIRAN A DERAJAT KEANGGOTAAN.....**Error! Bookmark not defined.**



BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar belakang

Kendaraan adalah suatu sarana transportasi di jalan yang terdiri atas kendaraan bermotor dan kendaraan tidak bermotor untuk memindahkan manusia atau barang dari suatu tempat ke tempat lainnya. Kendaraan bermotor adalah setiap kendaraan yang digerakkan oleh mesin selain kendaraan yang berjalan diatas rel, terdiri dari kendaraan bermotor pribadi dan kendaraan bermotor umum [UU RI No.22 Tahun 2009]. Menurut data dari Badan Pusat Statistik (BPS) jumlah seluruh kendaraan bermotor di Indonesia pada tahun 2015 sebesar 121.394.185 juta. Data itu didapatkan dari pendaftaran registrasi kendaraan yang masuk. Dengan pertumbuhan jumlah kendaraan bermotor setiap tahunnya sebesar 10-15% dimana jumlah kendaraan bermotor pribadi jumlahnya lebih banyak dari pada jumlah kendaraan umum, dimana motor dan mobil yang paling banyak jumlahnya (BPS, 2017).

Pertumbuhan jumlah kendaraan bermotor yang tinggi setiap tahunnya akan berdampak pada berbagai sektor. Dampak yang akan ditimbulkan dari tingkat jumlah kendaraan bermotor yang tinggi seperti polusi udara, kemacetan, kecelakaan lalu lintas yang tinggi, pelanggaran lalu lintas, dsb. Oleh karena itu diperlukan sebuah prediksi untuk mengetahui jumlah kendaraan bermotor setiap tahunnya. Dengan memprediksikan jumlah kendaraan bermotor di Indonesia, dapat membantu pemerintah atau pihak terkait untuk membuat sebuah program untuk menanggulangi dampak yang disebabkan dari jumlah kendaraan bermotor yang tinggi. Selain itu, data hasil prediksi dapat digunakan untuk mengukur seberapa berhasilkah program pemerintah yang telah dilaksanakan pada tahun sebelumnya dan mengukur tingkat kepadatan kendaraan bermotor serta perkembangan kendaraan bermotor di Indonesia di masa depan.

Prediksi merupakan proses memperkirakan sesuatu secara sistematis yang akan terjadi di masa depan berdasarkan informasi masa lalu dan sekarang yang dimiliki, sehingga mendapatkan hasil perkiraan yang mendekati hasil nyatanya. Terdapat dua teknik dalam memprediksi yaitu teknik prediksi kualitatif dan teknik prediksi kuantitatif. Teknik prediksi kualitatif merupakan prediksi yang hasilnya ditentukan pada individu yang menyusunnya berdasarkan pemikiran yang bersifat opini, pengetahuan dan pengalaman dari penyusunnya. Sedangkan teknik kuantitatif merupakan prediksi yang hasilnya berdasarkan metode yang dipergunakan dalam prediksi tersebut (Berutu, 2013).

Untuk melakukan prediksi data dapat dilakukan dengan beberapa teknik *soft computing* seperti Algoritma Genetika, *Fuzzy Time Series*, dan *Neural Network*. Salah satu metode yang baik untuk memprediksi data adalah metode *fuzzy time series* yang merupakan teknik prediksi kuantitatif. *Fuzzy time series* merupakan metode untuk memprediksi data dengan menggunakan prinsip-prinsip *fuzzy* sebagai dasarnya dengan sistem menangkap pola data pada masa lalu kemudian data tersebut diproyeksikan pada masa yang akan datang (Anwary, 2011).

Kelebihan metode *fuzzy time series* yaitu tidak memerlukan asumsi-asumsi dibandingkan dengan metode prediksi lainnya. Metode *fuzzy time series* digunakan untuk memprediksi dengan bekerja menyimpan data dimasa lalu kemudian diproses dan akan menghasilkan nilai baru yang akan ditampilkan pada masa mendatang.

Pada tahun 2008, Li Yimin dan Sun Xihao melakukan penelitian yaitu memprediksi Shanghai *compound index* dengan menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models*. Perbedaan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* dengan metode *fuzzy time series* terletak pada penentuan jumlah himpunan *fuzzy* yang akan digunakan yaitu ditentukan menurut interval berbasis rata-rata. Dalam penelitian tersebut, Sun Xihao dan Li Yimin membandingkan hasil prediksi menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* dengan metode *Weighted Fuzzy Time Series Models*. Hasil penelitian tersebut menunjukkan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* memiliki *Mean Squared Error* (MSE) lebih kecil dari pada menggunakan metode *Weighted Fuzzy Time Series Models* yaitu 292,3 untuk *Average-Based Fuzzy Time Series Models* dan 436,2 untuk *Weighted Fuzzy Time Series Models* (Xihao dan Yimin, 2008).

Penelitian lain yang dilakukan dengan menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* adalah penelitian yang dilakukan oleh Gusnia Syukriyawati pada tahun 2015, dimana objek yang digunakan adalah data jumlah penduduk provinsi DKI Jakarta. Pada penelitian ini, peneliti menghitung nilai AFER yang didapatkan berdasarkan jumlah yang dimasukkan. Berdasarkan hasil penelitian tersebut, didapatkan nilai AFER sebesar 0,924% (0,00924) (Syukriyawati, 2015).

Hasil dari kedua penelitian tersebut membuktikan bahwa metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* memiliki tingkat akurasi yang tinggi. Tingkat akurasi tersebut dapat digunakan sebagai acuan untuk memprediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia. Dari uraian sebelumnya, maka penulis memilih judul pada skripsi ini adalah "Prediksi Jumlah Kendaraan Bermotor di Indonesia Menggunakan Metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models*".

1.2 Rumusan masalah

Pada latar belakang telah dijelaskan permasalahan penelitian, sehingga didapati dua rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana pengaruh rentang tahun sebagai data latih terhadap hasil prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia dengan menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models*.
2. Bagaimana tingkat kesalahan atau tingkat *error* metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* dalam memprediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia.

1.3 Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah, tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Untuk melihat pengaruh rentang tahun sebagai data latih terhadap hasil prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia dengan menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models*.
2. Untuk mengetahui tingkat kesalahan atau tingkat *error* metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* dalam memprediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia.

1.4 Manfaat

Manfaat yang didapat setelah penelitian ini selesai dilakukan adalah sebagai berikut:

- a. Bagi Penulis
 1. Menambah pengetahuan dan lebih memahami tentang metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models*.
 2. Dapat mengembangkan ilmu pengetahuan yang telah diperoleh dari perkuliahan untuk diterapkan di bidang transportasi.
- b. Bagi Pengguna
 1. Dapat menambah Ilmu pengetahuan tentang Algoritma yang digunakan yakni metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models*.
 2. Dapat menambah ilmu pengetahuan di bidang transportasi, khususnya pada objek penelitian ini yakni kendaraan bermotor di Indonesia.
 3. Dapat mengetahui prediksi jumlah kendaraan bermotor untuk waktu yang akan datang.
 4. Membantu pemerintah untuk menanggulangi dampak jumlah kendaraan bermotor yang tinggi.

1.5 Batasan masalah

Adapun batasan-batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Data yang digunakan dalam prediksi adalah data jumlah kendaraan bermotor di Indonesia berupa jumlah motor dan mobil.
2. Data yang digunakan adalah kendaraan bermotor di Indonesia pada tahun 1971 sampai tahun 2015.
3. Data yang digunakan merupakan data tahunan jumlah kendaraan bermotor di Indonesia.

4. Implementasi program pada penelitian ini menggunakan Bahasa pemrograman *Java* dan menggunakan media penyimpanan data adalah *software notepad*.
5. Pengujian yang dilakukan pada penelitian ini adalah pengujian tingkat kesalahan *error* prediksi dengan menggunakan metode MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*).

1.6 Sistematika pembahasan

Dalam menyusun penelitian skripsi memiliki beberapa bab yang memiliki tujuan pembahasan yang berbeda-beda. Pada sistematika laporan akan diberikan penjelasan singkat dari masing-masing bab yang akan dibahas selanjutnya. Berikut penjelasan singkat dari masing-masing bab:

BAB I PENDAHULUAN

Menjelaskan mengenai latar belakang, rumusan masalah, tujuan, manfaat, batasan masalah, dan sistematika penelitian skripsi.

BAB II KAJIAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI

Menjelaskan mengenai kajian pustaka dan landasan teori yang berhubungan dengan skripsi ini yaitu tentang kendaraan bermotor, prediksi, *Time Series*, *Fuzzy Time Series*, *Average-Based Time Series Models* dan perhitungan *error*.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Menjelaskan mengenai bagaimana menguraikan metode dan langkah kerja yang dilakukan pada penelitian yang terdiri dari studi literatur, analisis kebutuhan, perancangan sistem, pengumpulan data, implementasi, pengujian dan kesimpulan.

BAB IV PERANCANGAN

Menjelaskan mengenai deskripsi umum sistem, diagram alir sistem, perhitungan manual, perancangan antarmuka dan perancangan pengujian pada penelitian yang dilakukan.

BAB V IMPLEMENTASI

Menjelaskan mengenai implementasi metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* pada prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia, *user interface* sistem dan *source code* untuk mengembangkan sistem ini.

BAB VI : PENGUJIAN DAN ANALISIS

Menjelaskan mengenai proses pengujian dan hasil pengujian implementasi metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* pada prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia, serta analisis dari pengujian tersebut.

BAB VII PENUTUP

Menjelaskan mengenai kesimpulan yang diperoleh dari hasil pengujian yang telah dilakukan dan saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

BAB 2 LANDASAN KEPUSTAKAAN

2.1 Kajian Pustaka

Kajian pustaka yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 4 penelitian seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2.1. Penelitian yang pertama dilakukan oleh Sun Xihao dan Li Yimin pada tahun 2008, dimana objek yang digunakan adalah *Shanghai Compound index*. Pada penelitian tersebut, peneliti membandingkan hasil MSE yang didapatkan dari hasil prediksi menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* dengan metode *Weighted Fuzzy Time Series Models*. Hasil penelitian tersebut membuktikan bahwa MSE *Average-Based Fuzzy Time Series Models* lebih kecil dari MSE *Weighted Fuzzy Time Series Models* yaitu 292,3224 untuk *Average-Based Fuzzy Time Series Models* dan 436,227 untuk *Weighted Fuzzy Time Series Models* (Xihao dan Yimin, 2008).

Penelitian yang kedua dilakukan pada tahun 2013 oleh Angga Depi Purwanto, dimana objek yang digunakan adalah data harian penampungan susu. Pada penelitian ini, peneliti menghitung nilai MSE dan AFER yang didapatkan berdasarkan jumlah data yang dimasukkan. Berdasarkan hasil penelitian tersebut didapatkan nilai MSE terkecil yaitu 0,986 dan nilai AFER terkecil sebesar 0,0034 (Purwanto, 2013).

Penelitian ketiga yang dilakukan oleh Gusnia Syukriyawati pada tahun 2015, dimana objek yang digunakan adalah data jumlah penduduk provinsi DKI Jakarta. Pada penelitian ini, peneliti menghitung nilai AFER yang didapatkan berdasarkan jumlah yang dimasukkan. Berdasarkan hasil penelitian tersebut, didapatkan nilai AFER sebesar 0,924% (0,00924) (Syukriyawati, 2015).

Penelitian yang keempat dilakukan oleh Komet Rachmawansah pada tahun 2014. Pada penelitian ini, peneliti menghitung nilai MSE dan MAPE dari hasil peramalan menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series* dan metode ARIMA. MSE dan MAPE metode *Average-Based Fuzzy Time Series* pada data USD-IDR lebih kecil daripada menggunakan metode ARIMA, tetapi pada data EUR-USD MSE dan MAPE metode *Average-Based Fuzzy Time Series* lebih besar daripada menggunakan metode ARIMA (Rachmawansah, 2014).

Nilai MSE yang didapatkan dengan menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* adalah 1142,35 untuk nilai tukar USD-IDR dan 0,0000355 untuk nilai tukar EUR-USD. Sementara itu nilai MSE yang didapatkan dengan menggunakan metode ARIMA adalah 3576,679 untuk nilai tukar USD-IDR dan 0,0000321 untuk nilai tukar EUR-USD. Nilai MAPE yang didapatkan dengan menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series* adalah 0,231 untuk nilai tukar USD-IDR dan 0,376 untuk nilai tukar EUR-USD. Sedangkan, nilai MAPE yang didapatkan dengan menggunakan metode ARIMA adalah 0,347 untuk nilai tukar USD-IDR dan 0,279 untuk nilai tukar EUR-USD (Rachmawansah, 2014).

Tingkat akurasi yang digunakan dalam 4 penelitian tersebut dilihat berdasarkan nilai MSE, AFER, tingkat error dan MAPE. Semakin kecil nilai MSE dan

MAPE yang didapatkan, maka semakin tinggi pula tingkat keakuratannya. Sama halnya dengan nilai *AFER*, semakin nilai *AFER* mendekati nilai 0%, maka hasil prediksi semakin akurat (Purwanto, 2013).

Tabel 0.1 Tabel Kajian Pustaka

Tahun	Judul	Peneliti	Objek	Hasil Penelitian
2008	<i>Average-Based Fuzzy Time Series Models for Forecasting Shanghai Compound Index</i> (Xihao dan Yimin, 2008)	Sun Xihao dan Li Yimin	Shanghai compound index	<ul style="list-style-type: none"> - <i>MSE Average-Based Fuzzy Time Series Models</i> lebih kecil dari <i>MSE Weighted Fuzzy Time Series Models</i>. - <i>MSE Average-Based Fuzzy Time Series Models</i> : 292,3224 - <i>MSE Weighted Fuzzy Time Series Models</i> : 436,227
2015	Implementasi Metode <i>Average-Based Fuzzy Time Series Models</i> pada Prediksi Jumlah Penduduk Provinsi DKI Jakarta (Syukriyawati, 2015)	Gusnia Syukriyawati	Jumlah penduduk provinsi DKI Jakarta	<i>Error</i> rata-rata dari hasil pengujian : -15 data :1,148 % -74 data 15 uji : 0,924 %
2013	Penerapan Metode <i>Fuzzy Time Series Average-Based</i> pada Peramalan Data Harian Penampungan susu (Purwanto, 2013).	Angga Depi Purwanto	Susu	-25 data MSE: 2,036 AFER: 0,0034 -50 data MSE: 3,001 AFER: 0,0070 -100 data MSE: 2,634 AFER: 0,0096 -200 data

				MSE: 2,000 AFER: 0,0106 -366 data MSE: 0,986 AFER: 0,0105
2014	<i>Average-Based Fuzzy Time Series</i> Untuk Peramalan Kurs Valuta Asing (Studi Kasus : Pada Nilai Tukar USD-IDR dan EUR-USD) (Rachmawansah, 2014).	Komet Rachmawansah	KURS Valuta Asing (USD-IDR) dan (EUR-USD)	MSE nilai tukar USD-IDR :1142,35 MSE nilai tukar EUR-USD :0,0000355 MAPE nilai tukar USD-IDR :0,231% MAPE nilai tukar EUR-USD : 0,376%

2.2 Prediksi

Prediksi merupakan kegiatan untuk mengetahui peristiwa yang akan terjadi di masa depan mengenai objek tertentu dengan menggunakan pertimbangan, pengalaman maupun data historis. Dari definisi tersebut terdapat beberapa istilah yang terdapat dalam prediksi (Singh, 2007):

a) Peristiwa

Peristiwa merupakan kejadian tentang suatu objek yang merupakan hasil suatu proses atau kegiatan, misalnya baik atau buruk, turun atau naik, atau mendatar dan lain sebagainya.

b) Waktu yang akan datang

Waktu yang akan datang merupakan peristiwa yang diprediksi yaitu kejadian di masa datang.

c) Pertimbangan atau data historis

Pertimbangan atau data historis merupakan variabel-variabel yang dilakukan untuk melakukan prediksi.

Berdasarkan sifatnya, teknik prediksi terbagi menjadi 2 jenis yaitu teknik prediksi kualitatif dan kuantitatif yang dijelaskan sebagai berikut:

a. Prediksi Kualitatif

Prediksi kualitatif adalah prediksi yang berdasarkan pendapat suatu pihak dan datanya tidak dapat direpresentasikan secara tegas menjadi suatu angka atau nilai. Hasil prediksi yang dibuat sangat bergantung pada orang yang menyusunnya

yang ditentukan berdasarkan pemikiran intuisi, pendapat dan pengetahuan serta pengalaman penyusunnya (Berutu, 2013).

b. Prediksi Kuantitatif

Prediksi kuantitatif adalah prediksi yang berdasarkan data kuantitatif pada masa lalu yang dapat dibuat dalam bentuk angka yang biasanya disebut dengan time series (Jumingan, 2009).

2.3 Time Series

Time series merupakan kumpulan dari hasil pengamatan yang dilakukan secara berkala pada sebuah variabel selama selang waktu tertentu. Dengan melihat dan mempelajari bagaimana suatu variabel berubah dari waktu ke waktu, Relasi antara kebutuhan dan waktu dapat digabungkan dan digunakan untuk memprediksi tingkat kebutuhan yang akan datang (Jumingan, 2009).

Terdapat tiga jenis data berdasarkan waktu pengumpulannya, yaitu data *time series* (runtun waktu), data *cross section* (silang) dan *data pooled* (panel). Waktu yang dibutuhkan dalam pengumpulan data tidaklah sebentar dikarenakan terdapat hal-hal yang dilakukan dalam pengumpulan data seperti mendatangi responden, menginput data, menyunting data dan menampilkan pada alat analisis tertentu.

Berikut pembahasan dari tiga jenis data berdasarkan waktu pengumpulannya (Winarno,2007):

a. Data *Time Series* (runtun waktu)

Data *time series* merupakan data yang menggambarkan suatu objek pada periode secara historis dan terjadi berurutan, seperti data harga saham, data ekspor, data nilai tukar (*kurs*), data produksi, dan lain sebagainya (Winarno,2007).

b. Data *Cross Section* (silang)

Data *cross section* (silang) merupakan data yang terdiri dari beberapa objek pada waktu tertentu (Winarno,2007).

c. Data *pooled* (panel)

Data *pooled* (panel) merupakan data gabungan dari data *time series* dan data *cross section* sehingga terdiri dari beberapa objek dan periode waktu (Winarno,2007).

2.4 Kendaraan Bermotor

Kendaraan adalah suatu sarana angkut di jalan yang terdiri atas kendaraan bermotor dan kendaraan tidak bermotor. Kendaraan bermotor adalah setiap kendaraan yang digerakkan oleh peralatan mekanik berupa mesin selain kendaraan yang berjalan diatas rel, terdiri dari kendaraan bermotor pribadi dan

kendaraan bermotor umum. Kendaraan tidak bermotor adalah kendaraan yang digerakkan oleh tenaga orang atau hewan [UU RI No.22 Tahun 2009].

Jenis kendaraan bermotor, yaitu [UU RI No.22 Tahun 2009]:

1. Sepeda motor adalah kendaraan bermotor beroda dua dengan atau tanpa rumah-rumah dan dengan atau tanpa kereta samping atau kendaraan bermotor beroda tiga tanpa rumah-rumah.
2. Mobil penumpang adalah setiap kendaraan bermotor yang dilengkapi sebanyak-banyaknya 8 tempat duduk, tidak termasuk tempat duduk pengemudi, baik dengan maupun tanpa perlengkapan pengangkutan bagasi.
3. Mobil bus merupakan setiap kendaraan bermotor yang dilengkapi lebih dari 8 tempat duduk tidak termasuk tempat duduk pengemudi baik dengan maupun tanpa perlengkapan pengangkutan bagasi.
4. Mobil barang adalah setiap kendaraan bermotor selain dari termasuk dalam sepeda motor, mobil penumpang, dan mobil bus.
5. Kendaraan khusus adalah kendaraan bermotor selain daripada kendaraan bermotor untuk penumpang dan kendaraan bermotor untuk barang, yang penggunaannya untuk keperluan khusus atau mengangkut barang-barang khusus.

2.5 Logika Fuzzy

Pada sub-bab ini akan menjelaskan mengenai penjelasan Logika Fuzzy, fuzzy set dan fungsi keanggotaan.

2.5.1 Penjelasan Logika Fuzzy

Pada tahun 1965, logika fuzzy diperkenalkan pertama kali oleh Prof. Lotfi A. Zadeh dengan teori himpunan fuzzy yang menjadi dasar logika fuzzy. Dalam teori himpunan fuzzy, keberadaan elemen dalam suatu himpunan yang ditentukan oleh derajat keanggotaan merupakan hal yang penting. Derajat keanggotaan atau *membership function* merupakan ciri utama dari penalaran menggunakan logika fuzzy (Kusuma dan Purnomo, 2010).

Logika fuzzy merupakan sebuah *black box* (kotak hitam) yang menghubungkan antara ruang *input* dengan ruang *output*. Metode yang digunakan untuk mengolah data *input* menjadi *output* dalam bentuk informasi yang diinginkan merupakan isi dari kotak hitam tersebut.

Beberapa alasan mengapa menggunakan logika fuzzy antara lain (Kusuma dan Purnomo, 2010):

1. Konsep logika fuzzy mudah dimengerti. Konsep matematis yang mendasari penalaran fuzzy sangat sederhana dan mudah dimengerti.
2. Logika fuzzy sangat fleksibel.
3. Logika fuzzy memiliki toleransi terhadap data-data yang tidak tepat.

4. Logika *fuzzy* mampu memodelkan fungsi-fungsi nonlinear yang sangat kompleks.
5. Logika *fuzzy* dapat membangun dan mengaplikasikan pengalaman-pengalaman para pakar secara langsung tanpa harus melalui proses pelatihan.
6. Logika *fuzzy* dapat bekerjasama dengan teknik-teknik kendali secara konvensional.
7. Logika *fuzzy* didasarkan pada bahasa alami.

2.5.2 Fuzzy set

Pada himpunan tegas (*crisp*), nilai keanggotaan suatu elemen x dalam suatu himpunan A atau $\mu_A(x)$ hanya menghasilkan 2 kemungkinan nilai keanggotaan yakni 0 atau 1. Jika $\mu_A(x) = \text{satu (1)}$ maka elemen x merupakan anggota dari himpunan A , namun jika $\mu_A(x) = \text{nol (0)}$ maka elemen x bukan anggota dari himpunan A . Penerapan himpunan tegas sering kali tidak tepat untuk beberapa study kasus, karena adanya sedikit perubahan saja akan mengakibatkan perbedaan kategori yang signifikan. Pada himpunan *fuzzy* atau *fuzzy set*, suatu elemen x dapat termasuk dalam dua himpunan yang berbeda. Seberapa besar eksistensinya dalam masing-masing himpunan dapat dilihat menggunakan nilai keanggotaannya. Nilai keanggotaan pada himpunan *fuzzy* adalah antara rentang 0 (nol) sampai 1 (satu) (Kusumadewi, 2010).

Terdapat dua atribut yang digunakan dalam himpunan *fuzzy*, yakni linguistik dan numeris. Linguistik adalah penamaan suatu *group* atau kriteria yang mewakili suatu kondisi tertentu menggunakan bahasa sehari-hari. Sedangkan numeris adalah yaitu angka yang menunjukkan nilai atau *value* atau ukuran dari suatu variabel (Kusumadewi, 2010).

Pada himpunan *fuzzy* terdapat beberapa istilah yang digunakan, berikut ini merupakan penjelasannya (Kusumadewi, 2010):

a. Variabel Fuzzy

Variabel *fuzzy* adalah variabel yang akan dibahas dalam sistem *fuzzy*. Contoh: umur, *temperature*, dan permintaan.

b. Himpunan Fuzzy

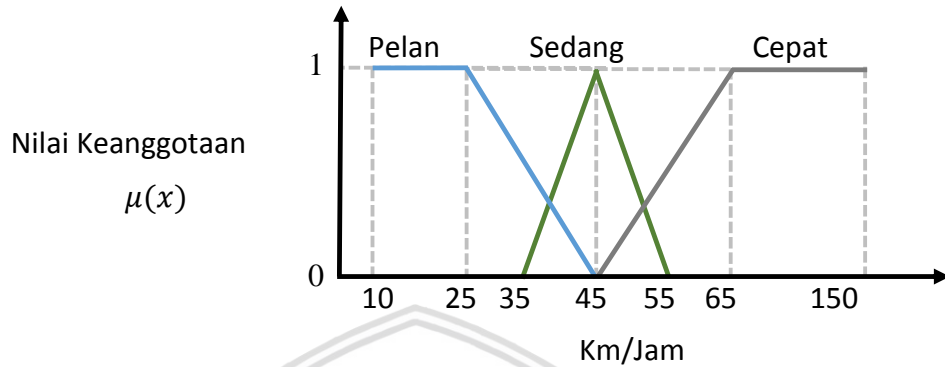
Himpunan *fuzzy* adalah suatu kelompok atau kriteria yang mewakili suatu kondisi tertentu dalam variabel *fuzzy*.

c. Himpunan Semesta (U)

Himpunan Semesta (*Universe Discourse*) adalah nilai keseluruhan yang diperbolehkan digunakan dalam suatu variabel *Fuzzy*. Himpunan semesta (*Universe of Discourse*) terdiri dari himpunan bilangan riil yang nilainya naik dari kiri ke kanan, dapat bernilai positif ataupun negatif dan ada kalanya tidak memiliki batas atas.

d. Domain

Domain himpunan *fuzzy* berfungsi untuk menentukan keseluruhan nilai yang diizinkan dari himpunan semesta (*Universe of Discourse*) dalam suatu himpunan *fuzzy*. Pada Gambar 2.1 menunjukkan contoh lengkap dari *Fuzzy set*.



Gambar 0.1 Contoh Fuzzy Set

Keterangan :

Variable <i>fuzzy</i>	= Kecepatan Kendaraan
Himpunan <i>Fuzzy</i>	= Pelan, Sedang, Cepat
Semesta pembicaraan (U)	= 0 (nol) sampai 150
Domain Himpunan <i>Fuzzy</i>	= Pelan 10-45 Sedang 35-55 Cepat 45-150.

2.5.3 Fungsi Keanggotaan

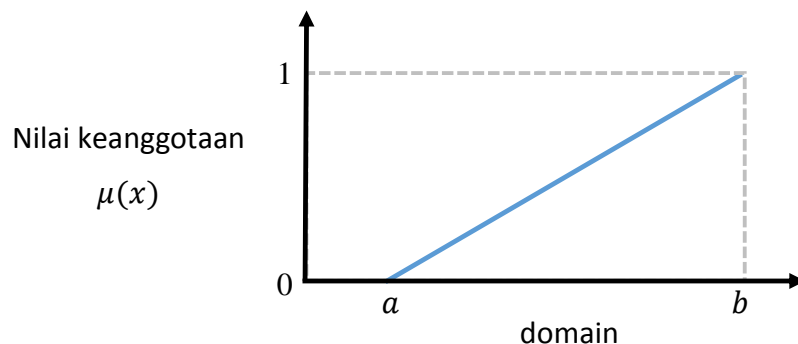
Fungsi keanggotaan merupakan kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik *input* data ke dalam nilai keanggotaan atau derajat keanggotaan yang memiliki nilai antara 0 sampai 1. Untuk mencari nilai keanggotaan dapat menggunakan pendekatan fungsi. Ada beberapa fungsi yang dapat digunakan dalam mencari fungsi keanggotaan diantaranya adalah fungsi representasi linier, representasi kurva segitiga dan representasi kurva trapesium.

a. Representasi Linier

Fungsi keanggotaan pada Representasi linier digambarkan dengan satu garis lurus. Pada Representasi linier terdapat dua kemungkinan kondisi yang berbeda diantaranya:

1. Representasi Linier Naik

Representasi linier naik jika kondisi domain himpunan memiliki nilai keanggotaan 0 (nol) dan semakin ke kanan nilai keanggotaan semakin meningkat sampai memiliki derajat yang lebih tinggi. Representasi linier naik dapat dilihat pada Gambar 2.2.



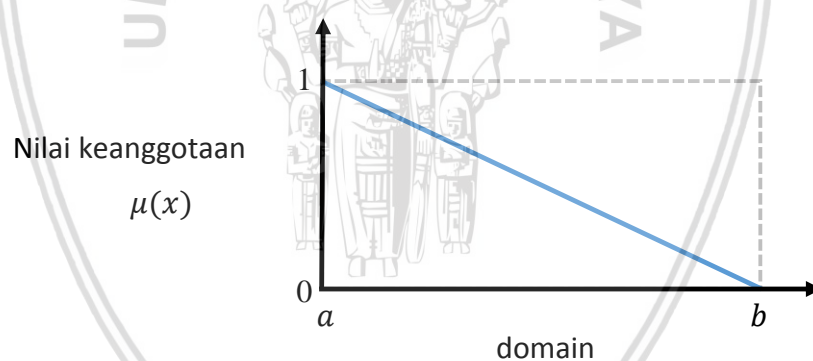
Gambar 0.2 Representasi Linier Naik

Nilai Keanggotaan dihitung menggunakan persamaan (2.1)

$$\mu(x) = \begin{cases} 0; & a \geq x > b \\ \frac{x-a}{b-a}; & a < x < b \\ 1; & x = b \end{cases} \quad (2.1)$$

2. Representasi Linier Turun

Representasi linier turun jika kondisi domain himpunan memiliki nilai keanggotaan 1 (satu) dan semakin ke kanan nilai keanggotaan semakin menurun sampai memiliki nilai yang lebih rendah. Representasi linier turun dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 0.3 Representasi Linier Turun

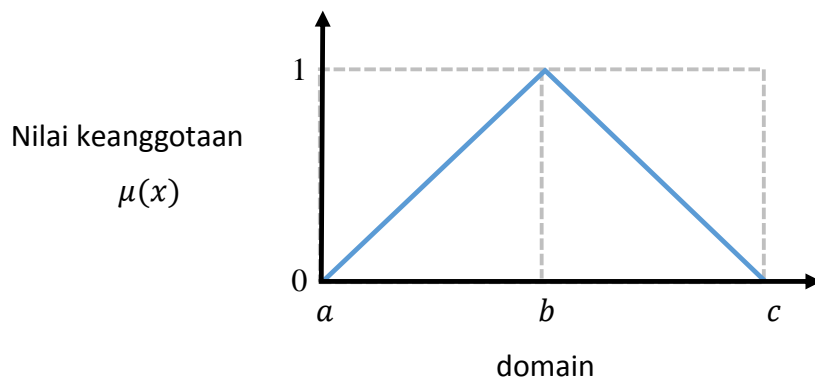
Nilai Keanggotaan dihitung menggunakan persamaan (2.2)

$$\mu(x) = \begin{cases} 0; & a > x \geq b \\ \frac{b-x}{b-a}; & a < x < b \\ 1; & x = a \end{cases} \quad (2.2)$$

b. Representasi Kurva Segitiga

Kurva segitiga pada dasarnya memiliki gabungan dari kurva linier naik dan kurva linier turun. Domain himpunan pada kurva segitiga dimulai dengan domain yang memiliki nilai keanggotaan 0 (nol) dan semakin ke kanan nilai keanggotaan semakin meningkat sampai memiliki nilai yang lebih tinggi. Jika telah mencapai titik tertinggi maka semakin ke kanan nilai keanggotaan semakin menurun kembali

hingga memiliki nilai yang lebih rendah yakni 0 (nol). Representasi kurva segitiga dapat dilihat pada Gambar 2.4.



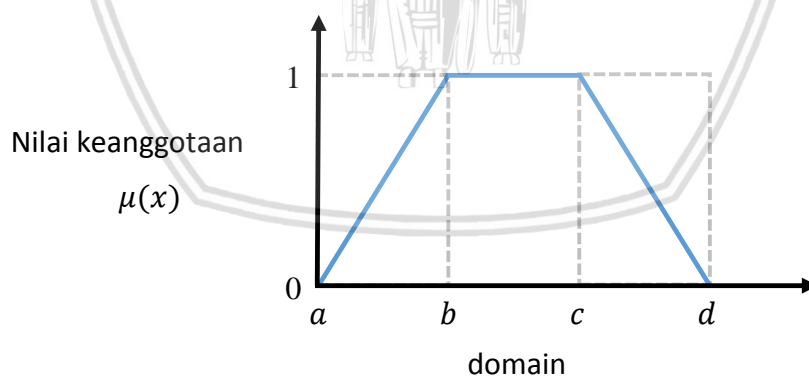
Gambar 0.4 Representasi Kurva Segitiga

Nilai Keanggotaan dihitung menggunakan persamaan (2.3).

$$\mu(x) = \begin{cases} 0; & x \leq a \text{ dan } x \geq c \\ \frac{x-a}{b-a}; & a < x < b \\ \frac{c-x}{c-b}; & b < x < c \\ 1; & x = b \end{cases} \quad (2.3)$$

c. Representasi Kurva Trapezium

Kurva trapesium pada dasarnya sama dengan kurva segitiga, namun yang membedakan antara kurva naik dan kurva turun memiliki derajat anggota sama dengan satu sehingga terbentuk kurva trapesium. Representasi kurva trapesium dapat dilihat pada Gambar 2.5.



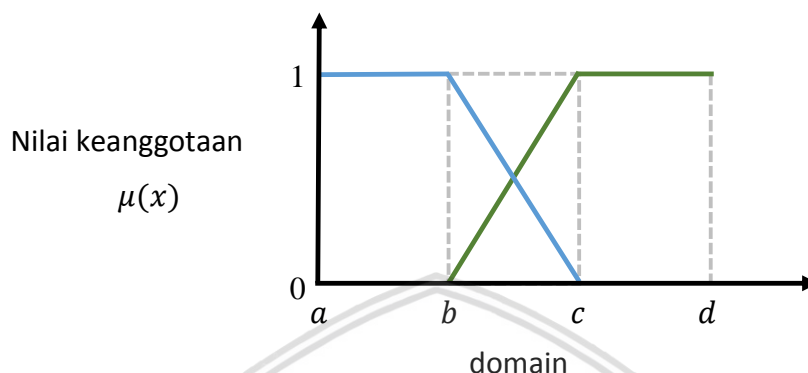
Gambar 0.5 Representasi Kurva Trapezium

Nilai Keanggotaan dihitung menggunakan persamaan (2.4)

$$\mu(x) = \begin{cases} 0; & x \leq a \text{ dan } x \geq d \\ \frac{x-a}{b-a}; & a < x < b \\ \frac{d-x}{d-c}; & c < x < d \\ 1; & b \leq x \leq c \end{cases} \quad (2.4)$$

d. Representasi Kurva Bahu

Pada representasi kurva bahu, bagian kiri dan kanan membantuk garis lurus secara horizontal dengan nilai keanggotaan adalah satu (1) dan daerah yang terletak diantara kiri dan kanan terdiri dari kurva linier naik dan turun. Representasi kurva bahu dapat dilihat pada Gambar 2.6.



Gambar 0.6 Representasi Kurva Bahu

2.6 Fuzzy Time Series

Fuzzy time series memiliki perbedaan dengan konvensional *time series* yaitu pada nilai yang digunakan dalam prediksi yang merupakan himpunan fuzzy dari bilangan-bilangan *real* atas himpunan semesta yang ditentukan (Purwanto, 2013). Beberapa definisi mengenai prediksi *fuzzy time series* adalah sebagai berikut (Berutu, 2013):

Definisi 1 :

Jika diasumsikan $Y(t)$ dimana $t = \dots, 0, 1, 2, \dots$, yang merupakan subset $R1$ menjadi *universe discourse* dengan himpunan fuzzy $f_i(t)$ dimana $i = 1, 2, 3, \dots$ didefinisikan dan $F(t)$ adalah kumpulan dari $f_1(t), f_2(t), \dots$, maka $F(t)$ merupakan *fuzzy time series* didefinisikan pada $Y(t)$. Dari definisi tersebut $F(t)$ merupakan variabel linguistik $f_i(t)$ dari nilai kemungkinan linguistik $F(t)$. Pada waktu yang berbeda nilai $F(t)$ dapat berbeda, yaitu ketika $F(t)$ menjadi himpunan fuzzy yang merupakan fungsi dari waktu t dan *universe discourse* berbeda pada tiap waktu, maka digunakan $Y(t)$ untuk waktu t (Song, 1993).

Definisi 2 :

Himpunan fuzzy merupakan rangkaian kesatuan nilai keanggotaan dari setiap kelas-kelas objek. Contohnya seperti U yang merupakan *universe of discourse*, $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$, dimana u_i merupakan kemungkinan nilai linguistik dari U , kemudian sebuah himpunan fuzzy variabel linguistik (A_i) dan U didefinisikan seperti pada persamaan 2-5. Dimana μ_{A_i} merupakan fungsi keanggotaan himpunan fuzzy A , sehingga $\mu_{A_i} : U_{A_i}[0,1]$, dan jika u_j merupakan anggota A_i , maka μ_{A_i} adalah derajat yang dimiliki u_j terhadap A_i (Singh, 2007).

$$A_i = \underbrace{\mu_{A_i}(u_1)}_{u_1} + \underbrace{\mu_{A_i}(u_2)}_{u_2} + \dots + \underbrace{A_i(u_n)}_{u_n} \quad (2.5)$$

Definisi 3 :

Misalkan $F(t)$ yang terjadi karena $F(t - 1)$ dan ditunjukkan dengan $F(t - 1) - F(t)$ maka ada *fuzzy relation* antara $F(t)$ dan $F(t - 1)$ yang ditunjukkan pada persamaan 2-6. Operator “o” merupakan operator komposisi max-min, dimana relasi R disebut *model first order F(t)*. Selanjutnya, jika relasi *fuzzy R(t - 1, t)* dari $F(t)$ merupakan independen waktu t sehingga untuk waktu berbeda t_1 dan t_2 , $R(t_1, t_1 - 1) = R(t_2, t_2 - 1)$ sehingga $F(t)$ disebut *time-invariant fuzzy time series* (Singh, 2007).

$$(t) = (t - 1) o R(t, t - 1) \quad (2.6)$$

Definisi 4 :

Misalkan $F(t)$ dihasilkan oleh beberapa himpunan fuzzy $F(t - n), F(t - n + 1), \dots, F(t - 1)$ maka *fuzzy relationship* dilambangkan dengan $A_i, A_{i2}, \dots, A_m \rightarrow A_j$. Model ini biasanya disebut dengan model *nth order fuzzy time series*, dimana rumus dari model ini ditunjukkan pada persamaan 2-7 (Singh, 2007).

$$(t - n) = A_{i1}, (t - n + 1) + A_{i2}, \dots, F(t - 1) = A_{in}, F(t) = A_j \quad (2.7)$$

Definisi 5 :

Misalkan $F(t)$ dihasilkan oleh $F(t - 1), F(t - 2), \dots$, dan $F(t - m) (m > 0)$ secara simultan dan relasinya seperti *time variant* maka $F(t)$ disebut dengan *time variant fuzzy time series* dan relasinya seperti ditunjukkan pada persamaan 2-8. Dimana $W > 1$ merupakan parameter waktu (bulan atau tahun) yang mempengaruhi prediksi $F(t)$ (Singh, 2007).

$$F(t) = F(t - 1) o R_w(t, t - 1) \quad (2.8)$$

2.7 Prediksi dengan Metode Average-Based Fuzzy Time Series

Models

Pada penelitian yang dilakukan sebelumnya tentang prediksi menggunakan metode *fuzzy time series*, dapat disimpulkan bahwa semakin banyak himpunan *fuzzy* yang digunakan maka tingkat *error* semakin kecil. Untuk menentukan jumlah himpunan *fuzzy* yang efektif pada saat ini belum tersedia, karena sebab itu jumlah himpunan *fuzzy* ditentukan secara acak (Hernasary, 2007).

Langkah-langkah yang dilakukan untuk melakukan proses prediksi menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* adalah sebagai berikut (Tanjung, 2012):

1. Menentukan himpunan semesta dari data historis kemudian membaginya menjadi beberapa sub-himpunan menggunakan metode *Average Based Length*.
2. Mendefinisikan himpunan *fuzzy*.
3. Menentukan derajat keanggotaan setiap data.
4. Mengubah data ke dalam nilai linguistik *fuzzy*.

5. Menentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR).
6. Menentukan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG).
7. Defuzzifikasi dan prediksi.

2.7.1 Average-Based Length

Salah satu metode untuk penentuan panjang *interval* yang baik dan efektif adalah dengan menggunakan metode berbasis rata-rata (*Average-Based*), *Average-Based Length* berpengaruh dalam penentuan jumlah himpunan *fuzzy* yang akan digunakan dalam proses prediksi dengan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models*. Langkah-langkah dalam menentukan *interval* menggunakan metode *Average-Based Length* adalah sebagai berikut (Xihao dan Yimin, 2008):

1. Hitung seluruh selisih nilai *absolute* antara A_{i+1} dan D_t ($t = 1, \dots, n$) D merupakan data aktual dan t merupakan periode.
2. Menghitung nilai rata-rata hasil kalkulasi seluruh selisih *absolute*.
3. Ambil setengah dari nilai rata-rata selisih *absolute*.
4. Berdasarkan nilai yang diperoleh pada langkah 3, tetapkan basis nilai tersebut sesuai dengan Tabel 2.2.
5. Bulatkan nilai yang diperoleh pada langkah 3 sesuai dengan basis yang ada pada Tabel 2.2 untuk mendapatkan *Average-Based Length*.

Tabel 0.2 Pemetaan Basis Prediksi

Range	Basis
0.1-1.0	0.1
1.1-10	1
1.1-100	10
101-1000	100
1001-10000	1000
10001-100000	10000
100001-1000000	100000
1000001-10000000	1000000

Sumber : (Xihao dan Yimin, 2008)

2.7.2 Himpunan Fuzzy

Setelah melakukan pembagian himpunan semesta menjadi beberapa sub-himpunan menggunakan metode *Average-Based Length*, langkah selanjutnya adalah mendefinisikan himpunan *fuzzy*. Himpunan *fuzzy* didefinisikan seperti yang ditunjukkan pada persamaan 2-9 sebagai berikut (Haris, 2010):

$$A_i = u_1 + u_2 + u_3 + \dots + u_{(i-1)} + u_i \quad (2.9)$$

Angka 0 atau 1 merupakan derajat keanggotaan himpunan ui pada himpunan fuzzy Ai dan apabila derajat keanggotaan maksimum suatu data berada dalam himpunan fuzzy Ai , maka nilai linguistik atau hasil fuzzifikasi data tersebut adalah Ai (Haris, 2010).

Untuk menjadikan nilai sub-himpunan sebagai himpunan fuzzy dengan sebanyak jumlah himpunan linguistik, maka dilakukan cara berikut (Purwanto, 2013) :

1. Nilai minimum menjadi memiliki nilai puncak pada himpunan fuzzy pertama ($A1$) dengan keanggotaan penuh = 1.
2. Nilai maksimal menjadi memiliki nilai puncak pada himpunan fuzzy terakhir dengan keanggotaan penuh = 1.
3. Rentang nilai minimum ke maksimum dibagi menjadi (jumlah himpunan - 1), sehingga membentuk himpunan fuzzy segitiga.

Contohnya nilai minimum data adalah 153, nilai maksimum data adalah 625 dan jumlah interval 7. Maka berikut cara memperoleh nilai himpunan fuzzy :

1. Nilai minimum data dijadikan nilai $A1$ yaitu 153.
2. Nilai maksimum data dijadikan nilai $A7$ yaitu 625.
3. Hitung nilai rentang data : $(625 - 153) / (7 - 1) = 78,66$. Untuk menghitung nilai $A2$ sampai $A6$ caranya adalah menambahkan nilai himpunan fuzzy sebelumnya dengan nilai rentang data. Maka nilai himpunan fuzzy sebagai berikut :

$$A1 = 153$$

$$A2 = 153 + 78,66 = 231,67$$

$$A3 = 231,67 + 78,66 = 310,34$$

$$A4 = 310,34 + 78,66 = 389,01$$

$$A5 = 389,01 + 78,66 = 467,68$$

$$A6 = 467,68 + 78,66 = 546,3$$

$$A7 = 546,3 + 78,66 = 625$$

Setelah menentukan nilai himpunan fuzzy, langkah selanjutnya menghitung derajat keanggotaan dan melakukan proses fuzzifikasi.

2.7.3 Fuzzy Logical Relationship (FLR)

Jika terdapat relasi $R(t, t + 1)$ sehingga $Ai(t + 1) = Ai(t) \times R(t, t + 1)$ dengan simbol \times merupakan operator maka $Ai(t + 1)$ disebabkan oleh $Ai(t)$. Dari pernyataan tersebut, maka FLR yang ada diantara $Ai(t + 1)$ dan $Ai(t)$ dinotasikan sebagai berikut (Xihao dan Yimin, 2008):

$$Ai(t) \rightarrow Ai(t + 1) \quad (2.10)$$

Dari notasi pada persamaan 2-10, $A_i(t)$ disebut sebagai “sisi kiri” dan $A_i(t + 1)$ disebut sebagai “sisi kanan”.

2.7.4 Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG)

FLRG pada metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* merupakan proses mengeliminasi FLR yang berulang dan menggabungkan FLR dengan sisi kiri yang sama ke dalam satu grup. Pada persamaan 2-11, sisi kiri A_i dapat dinyatakan FLRG sebagai berikut (Xihao dan Yimin, 2008):

$$\begin{aligned} A_i &\rightarrow (i + 1) \\ A_i &\rightarrow (i + 2) \quad \} \Rightarrow A_i \rightarrow (i + 1), (i + 2), (i + 3) \dots \dots \dots (2.11) \\ A_i &\rightarrow (i + 3) \end{aligned}$$

2.7.5 Prediksi dan Defuzzifikasi

Prediksi dengan menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* merupakan prediksi yang ditentukan dari FLRG. Jika terdapat FLRG sebagai berikut $A_i \rightarrow (i + 1), (i + 2)$, maka dapat ditentukan data aktual pada periode t fuzzified di sekitar himpunan fuzzy $A(i + 1)$ dan $A(i + 2)$ (Xihao dan Yimin, 2008).

Setelah itu, langkah selanjutnya adalah defuzzifikasi, yang merupakan cara untuk mendapatkan hasil nilai *crisp* dari himpunan fuzzy. Defuzzifikasi yang dilakukan pada metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* adalah sebagai berikut (Xihao dan Yimin, 2008) :

1. Apabila hasil fuzzifikasi data pada periode t adalah A_i dan hanya ada satu FLR dengan sisi kiri seperti berikut $A_i \rightarrow A(i + 1)$, maka A_i dan $A(i + 1)$ merupakan himpunan fuzzy dan nilai maksimum derajat keanggotaan fuzzy $A(i + 1)$ terdapat pada himpunan $u(i + 1)$ dan *midpoint* dari $u(i + 1)$ adalah m_1 , maka hasil prediksi untuk periode $t + 1$ adalah m_1 .
2. Apabila hasil fuzzifikasi data pada periode t adalah A_i dan terdapat beberapa FLR dengan sisi kiri adalah A_i pada FLRG seperti berikut $A_i \rightarrow A(i + 1), A(i + 2), A(i + 3)$, maka $A_i, A(i + 1), A(i + 2), A(i + 3)$ merupakan himpunan fuzzy. Nilai maksimum keanggotaan fuzzy $A(i + 1)$ terdapat pada himpunan $u(i + 1)$, nilai maksimum keanggotaan fuzzy $A(i + 2)$ terdapat pada himpunan $u(i + 2)$, nilai maksimum keanggotaan fuzzy $A(i + 3)$ terdapat pada himpunan $u(i + 3)$. Nilai tengah atau *midpoint* dari $u(i + 1), u(i + 2), u(i + 3)$ adalah m_1, m_2, m_3 . Hasil prediksi untuk periode $t+1$ adalah nilai rata-rata dari m_1, m_2, m_3 atau $(m_1 + m_2 + m_3) / 3$.
3. Apabila hasil fuzzifikasi data pada periode t adalah A_i dan tidak terdapat FLR dengan sisi kiri adalah A_i pada FLRG dimana A_i merupakan nilai maksimum keanggotaan fuzzy-nya terdapat pada himpunan u_i dan nilai tengah atau *midpoint* dari u_i adalah m , maka hasil prediksi untuk periode $t + 1$ adalah m .

Metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* mempunyai model *interval* berbasis nilai rata-rata yang secara terstruktur dapat menentukan jumlah

himpunan *fuzzy* yang akan digunakan sistem, dibandingkan dengan *fuzzy time series* pada penelitian sebelumnya yang menentukan himpunan *fuzzy* secara acak dan tidak terstruktur yang menjadikan sistem komputasi menjadi agak rumit (Tanjung, 2012).

2.8 Perhitungan Nilai Kesalahan

Menghitung kesesuaian hasil prediksi dengan data uji merupakan hal yang sangat penting dalam melakukan prediksi. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) merupakan salah satu metode perhitungan kesalahan berdasarkan penyimpangan antara data aktual dengan data prediksi dalam ukuran persen (%). *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dihitung dengan menggunakan kesalahan absolut pada periode ke- t dibagi dengan nilai aktual untuk periode ke- t . Kemudian, dilakukan perhitungan rata-rata dari kesalahan persentase absolut. Nilai MAPE dihitung menggunakan persamaan (2.12) (Kristien, 2015).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|X_t - F_t|}{X_t} \times 100\% \quad (2.12)$$

Keterangan :

X_t adalah data aktual pada periode t

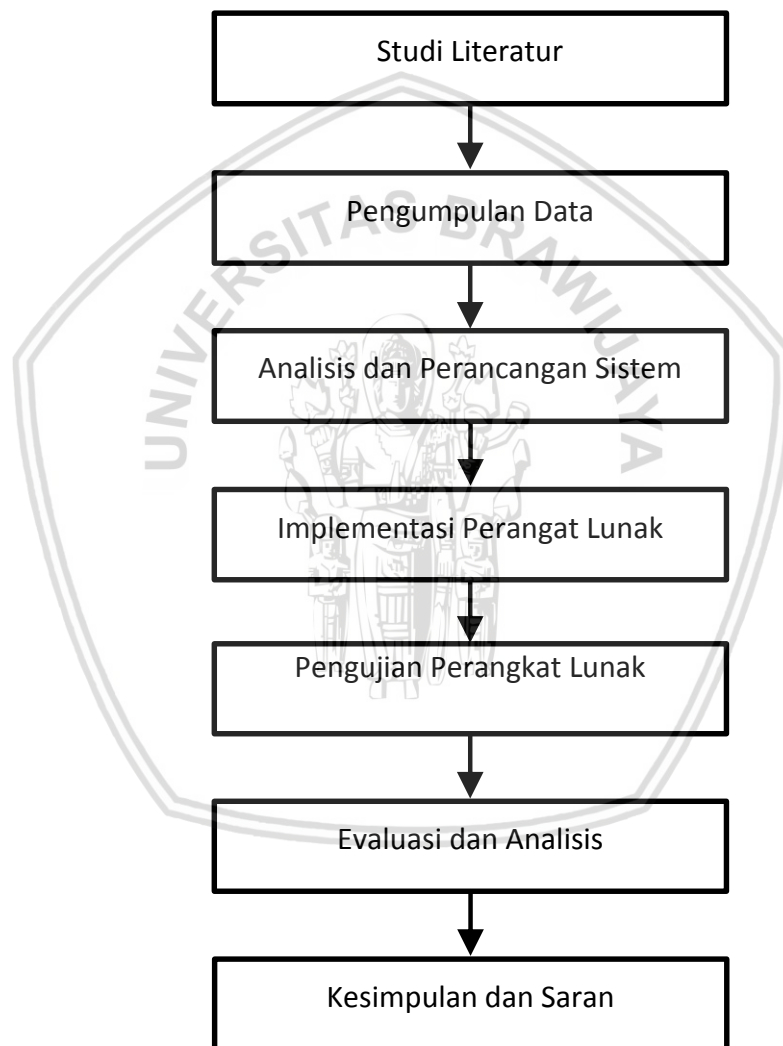
F_t adalah hasil prediksi pada periode t , dan

n = jumlah data.

Hasil prediksi yang menghasilkan nilai MAPE kurang dari 10% maka prediksi yang dilakukan termasuk kategori "Sangat Baik" dan jika kurang dari 20% maka termasuk dalam kategori "Baik" (Zainun, 2010).

BAB 3 METODOLOGI

Pada bab ini berisi tahapan dalam menyelesaikan penelitian yang berjudul prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models*. Bab ini berfungsi sebagai panduan alur pengerjaan dalam penelitian yang ditujukan agar penelitian berjalan dengan sesuai prosedur. Tahapan tersebut berupa penjelasan langkah-langkah yang akan dilakukan dalam penelitian secara sistematis dan spesifik. Berikut merupakan gambaran metodologi penelitian berupa diagram alir yang ditunjukkan pada Gambar 3.1.



Gambar 0.1 Diagram blog alur metode penelitian

Adapun langkah-langkah metodologi pada penelitian prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* adalah sebagai berikut :

1. Melakukan studi literatur mengenai prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models*.

2. Pengumpulan data yang akan digunakan untuk melakukan prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia.
3. Menganalisis dan merancang perangkat lunak untuk prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models*.
4. Melakukan implementasi perangkat lunak berdasarkan analisis dan perancangan yang telah dibuat.
5. Melakukan pengujian terhadap perangkat lunak.
6. Melakukan evaluasi yang diperoleh dari pengujian perangkat lunak dan membandingkannya dengan hasil yang diperoleh secara teoritis atau manual.
7. Memberi kesimpulan dan saran dari hasil penelitian prediksi kendaraan bermotor di Indonesia yang telah dilakukan diharapkan dari hasil ini dapat membantu penelitian selanjutnya.

3.1 Studi Literatur

Pada penelitian ini diperlukan studi literatur dari dasar teori secara detail seperti yang telah dibahas pada bab 2. Dasar teori disusun berdasarkan referensi yang diperoleh dari artikel, buku, jurnal, serta penelitian-penelitian terkait baik nasional maupun internasional. Studi literatur digunakan sebagai pedoman pengetahuan dasar dalam melakukan analisis, perancangan, implementasi dan pengujian dalam tahap-tahap penelitian. Berikut merupakan dasar teori yang dibutuhkan sebagai pendukung penelitian ini antara lain:

1. Penerapan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models*.
2. Objek kendaraan bermotor.
3. Evaluasi akurasi prediksi jumlah kendaraan bermotor.
4. Implementasi sistem.

3.2 Pengumpulan Data

Pengumpulan data yang digunakan pada penelitian ini dilakukan melalui Badan Pusat Statistik (BPS) pusat di DKI Jakarta. Pengumpulan data dilakukan dengan berdasarkan metode pendaftaran yang didapat dari Kantor Korps Lalu lintas Kepolisian Republik Indonesia. Data yang didapatkan sebanyak 45 data yaitu jumlah kendaraan bermotor berupa sepeda motor dan mobil dari tahun 1971 sampai tahun 2015 yang ditunjukkan pada Tabel 3.1.

Tabel 0.1 Jumlah Kendaraan Bermotor

No	Tahun	Jumlah Kendaraan
1	1971	108362
2	1972	105139
3	1973	128616

4	1974	261476
5	1975	292310
6	1976	265488
7	1977	343979
8	1978	341393
9	1979	327199
10	1980	458551
11	1981	615393
12	1982	628626
13	1983	442640
14	1984	530142
15	1985	255432
16	1986	399191
17	1987	541542
18	1988	231771
19	1989	411907
20	1990	491632
21	1991	593302
22	1992	542272
23	1993	523818
24	1994	969675
25	1995	1158887
26	1996	1315763
27	1997	1875427
28	1998	1023046
29	1999	552585
30	2000	650979
31	2001	1862462
32	2002	1941171
33	2003	3363323
34	2004	3524036
35	2005	6315139
36	2006	4955988
37	2007	10268308
38	2008	6341176
39	2009	5503967
40	2010	9291729
41	2011	8418978
42	2012	8425235
43	2013	9403724

44	2014	9358112
45	2015	6786962

Sumber : BPS Pusat

3.3 Analisis Perancangan Sistem

3.3.1 Perangkat Keras dan Lunak Pendukung

Perangkat keras dan lunak pendukung yang akan digunakan dalam mengimplementasikan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* untuk prediksi kendaraan bermotor di Indonesia adalah sebagai berikut:

1. Kebutuhan perangkat keras yang akan digunakan pada penelitian ini berupa Komputer dengan spesifikasi sebagai berikut:
 - Processor Intel (R) Core (TM) i3-3110M CPU @2.40GHz
 - RAM 5.90 GB
 - Kapasitas hardisk 464.5 GB
 - Monitor 14 inch
2. Kebutuhan perangkat lunak yang akan digunakan pada penelitian ini meliputi:
 - Sistem Operasi Windows 10 Enterprise
 - Java Development Kit (JDK) 7
 - Netbeans 8.0
 - Microsoft Excel 2013
 - Notepad
3. Data yang dibutuhkan untuk melakukan prediksi kendaraan bermotor di Indonesia menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models*:
 - Data tahunan jumlah kendaraan bermotor.

3.3.2 Perancangan

Tahap perancangan sistem dimaksudkan untuk mempermudah dalam implementasi. Tujuan dari tahap perancangan sistem dapat digunakan sebagai acuan dalam tahap implementasi dan pengujian. Pada tahap perancangan sistem ini akan menjelaskan tentang deskripsi umum sistem, diagram alir sistem, perhitungan manual, perancangan antarmuka dan perancangan pengujian pada penelitian yang dilakukan.

3.4 Implementasi Perangkat Lunak

Pada tahap implementasi, dilakukan implementasi ke sistem yang sesuai dengan perancangan yang sudah dibuat. Implementasi sistem berupa implementasi lingkungan yang terdiri lingkungan *software* dan *hardware*,

implementasi algoritma *Average-Based Fuzzy Time Series Models*, dan implementasi antarmuka yang sudah dibuat pada perancangan antarmuka.

3.5 Pengujian Perangkat Lunak

Pengujian sistem dilakukan untuk mengetahui apakah spesifikasi kebutuhan yang telah ditentukan sebelumnya dapat beroperasi pada sistem yang telah dikembangkan. Pengujian sistem menggunakan dua metode yakni pengujian validasi dan perhitungan *error*. Pengujian validasi yakni dengan cara menjalankan sistem secara keseluruhan dan mengecek fungsionalitas sistem apakah sudah dapat berjalan sesuai dengan perancangan. Sistem dikatakan lulus pengujian jika tidak ada kesalahan pada saat fungsionalitas dari sistem dijalankan, sedangkan untuk pengujian perhitungan *error* menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang merupakan metode perhitungan nilai *error* dengan cara menyatakan persentase selisih antara data prediksi dengan data asli.

3.6 Evaluasi dan Analisis

Tahap ini menjelaskan analisis hasil keputusan dari sistem pada penelitian ini setelah tahap pengujian. Analisis hasil dari sistem berupa perhitungan *error* menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Dari hasil analisis dapat dilihat kelayakan dari sistem yang telah dikembangkan.

3.7 Kesimpulan dan Saran

Setelah tahapan penelitian dimulai dari studi literatur sampai pengujian sistem telah dilakukan. Selanjutnya dapat diperoleh kesimpulan berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan. Kesimpulan diperoleh secara *valid* berdasarkan bukti hasil pengujian yang dilakukan. Sehingga dapat dilakukan penarikan kesimpulan untuk menjawab perumusan masalah yang telah dirumuskan. Selain penarikan kesimpulan, terdapat evaluasi dalam melakukan penelitian ini seperti kekurangan maupun kesalahan yang terjadi. Sehingga dapat dilakukan pengembangan ataupun perbaikan dalam penelitian selanjutnya. Baik dari segi metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* maupun objek jumlah kendaraan bermotor yang diangkat. Dengan harapan ke depan penelitian selanjutnya dapat melakukan penelitian yang lebih baik dari penelitian sebelumnya.

BAB 4 PERANCANGAN

Pada tahap perancangan ini akan menjelaskan tentang deskripsi umum sistem, diagram alir sistem, perhitungan manual, dan perancangan antarmuka pada penelitian yang dilakukan.

4.1 Deskripsi Umum Sistem

Aplikasi yang dibuat pada penelitian ini merupakan implementasi metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* pada sistem prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data time series, yaitu data jumlah kendaraan bermotor di Indonesia pada tiap tahunnya mulai dari tahun 1971 sampai 2015. Jenis pola data yang digunakan adalah data *trend* (T), karena berdasarkan data yang didapatkan dari jumlah kendaraan bermotor di Indonesia terus berkembang atau terdapat kenaikan sekuler jangka panjang pada data.

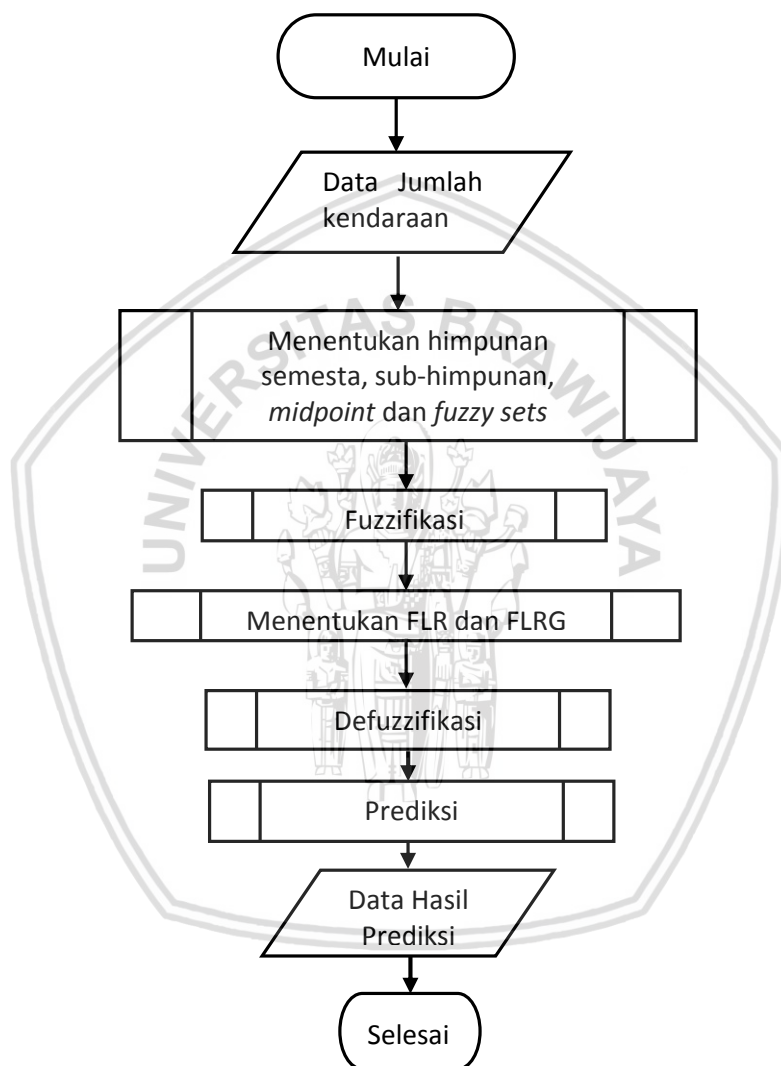
Pada aplikasi ini, *user* dapat memasukkan tahun yang ingin diprediksi yaitu antara tahun 1971 sampai 2015 dan memasukkan data yang ingin digunakan yaitu pada tahun awal minimal 2 tahun sebelum tahun yang ingin diprediksi. Setelah itu, komputer akan melakukan komputasi berdasarkan data yang dimasukkan oleh *user*. Hasil yang akan didapatkan adalah nilai hasil dari prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia berdasarkan tahun yang diinputkan *user*.

4.2 Diagram Alir Sistem

Gambar 4.1 merupakan gambar diagram alir sistem prediksi *fuzzy time series* mulai dari memasukkan data jumlah kendaraan bermotor hingga mendapatkan *output* yang berupa hasil data prediksi. Berikut adalah langkah-langkah yang dilakukan dalam prediksi menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models*:

1. Masukkan data jumlah kendaraan bermotor di Indonesia mulai tahun 1991 – 2015. Setelah data dimasukkan, sistem akan menentukan himpunan semesta dari data jumlah kendaraan bermotor di Indonesia. Kemudian himpunan semesta akan dibagi menjadi sub-himpunan sesuai dengan *interval*, dimana *interval* ditentukan dengan metode *Average-Based Length*. Jumlah sub-himpunan tergantung dengan *interval* yang diperoleh dari perhitungan metode *Average-Based Length*. Setelah itu, tentukan *midpoint* setiap sub-himpunan dan *fuzzy sets*.
2. Melakukan fuzzifikasi data jumlah kendaraan bermotor di Indonesia berdasarkan nilai derajat keanggotaan maksimum.
3. Menentukan *Fuzzy Logic Relationship* (FLR) untuk setiap data dengan persamaan 2-10. Setelah FLR ditentukan, selanjutnya adalah menentukan *Fuzzy Logic Relationship Group* (FLRG) untuk setiap data dengan persamaan 2-11 berdasarkan hasil FLR.

4. Melakukan defuzzifikasi berdasarkan FLRG yang sudah ditentukan.
5. Proses prediksi berdasarkan FLR dengan nilai yang sudah diperoleh dari hasil defuzzifikasi.
6. Setelah melakukan proses prediksi, sistem akan mengeluarkan *output* berupa data hasil prediksi yang digunakan untuk prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia pada 1 tahun kedepan.



Gambar 0.1 Diagram Alir Sistem Prediksi *Fuzzy Time Series*

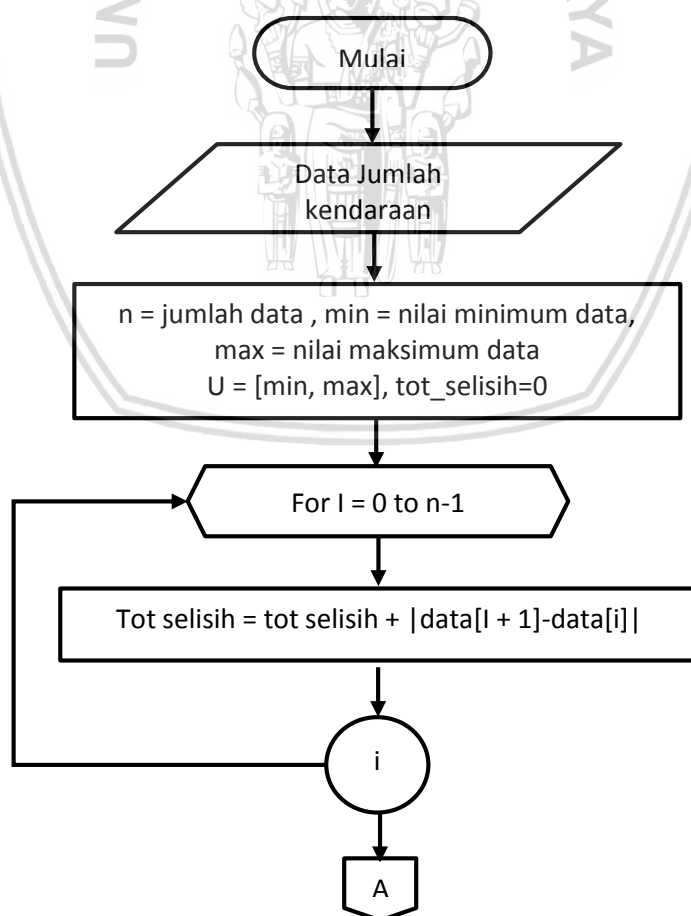
4.2.1 Menentukan Himpunan Semesta, *Midpoint* dan *Fuzzy Sets*

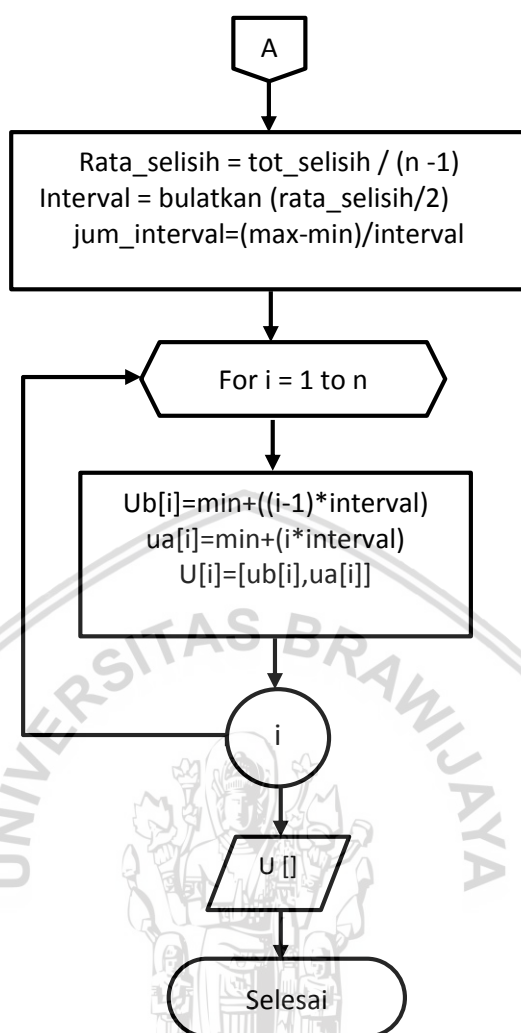
a. Menentukan Himpunan Semesta dan Sub-Himpunan

Langkah pertama dalam sistem prediksi menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* adalah menentukan himpunan semesta dan sub-himpunan. Tahapan menentukan himpunan semesta dan sub-himpunan adalah sebagai berikut :

1. Masukkan data jumlah kendaraan bermotor di Indonesia.
2. Hitung jumlah data yang digunakan untuk prediksi, kemudian cari nilai minimum dan maksimum data yang digunakan. Himpunan semesta U telah didapatkan berdasarkan nilai minimum dan maksimum data.
3. Hitung total selisih *absolute* data $(t+1)$ dengan data (t) .
4. Hitung rata-rata total selisih yang didapatkan, kemudian hitung *interval* yaitu dengan membulatkan setengah hasil rata-rata total selisih berdasarkan basis nilai pada Tabel 2.2. Setelah itu hitung jumlah sub-himpunan berdasarkan hasil *interval*.
5. Sub-himpunan mempunyai 2 nilai yaitu nilai batas bawah dan nilai batas atas. Batas bawah sub-himpunan yang pertama merupakan nilai minimum data dan batas atas sub-himpunan yang pertama adalah nilai minimum data ditambah *interval*. Batas bawah sub-himpunan selanjutnya adalah batas bawah sub-himpunan sebelumnya ditambah *interval* dan batas atas sub-himpunan selanjutnya adalah batas atas sub-himpunan sebelumnya ditambah *interval*.
6. Hasil akhir dari proses ini adalah nilai sub-himpunan.

Diagram alir menentukan himpunan semesta dan sub-himpunan ditunjukkan pada Gambar 4.2





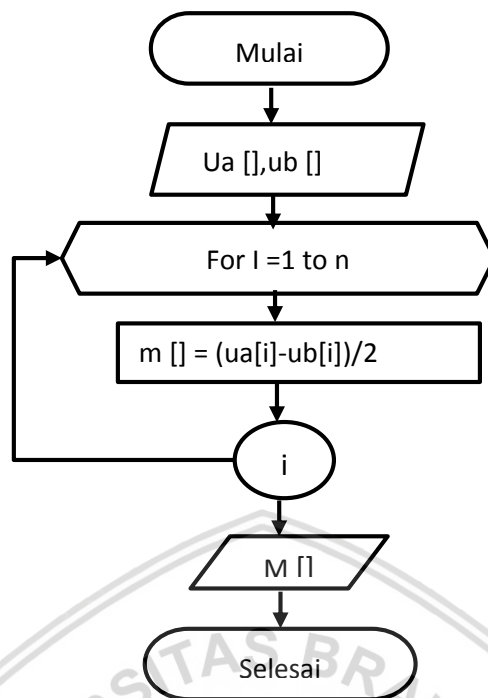
Gambar 0.2 Diagram Alir Menentukan Himpunan Semesta dan Sub-Himpunan

b. Menentukan Midpoint

Setelah menentukan himpunan semesta dan sub-himpunan, langkah selanjutnya adalah menentukan nilai tengah (*midpoint*) pada setiap sub himpunan. Tahapan menentukan nilai tengah (*midpoint*) pada setiap sub himpunan adalah sebagai berikut :

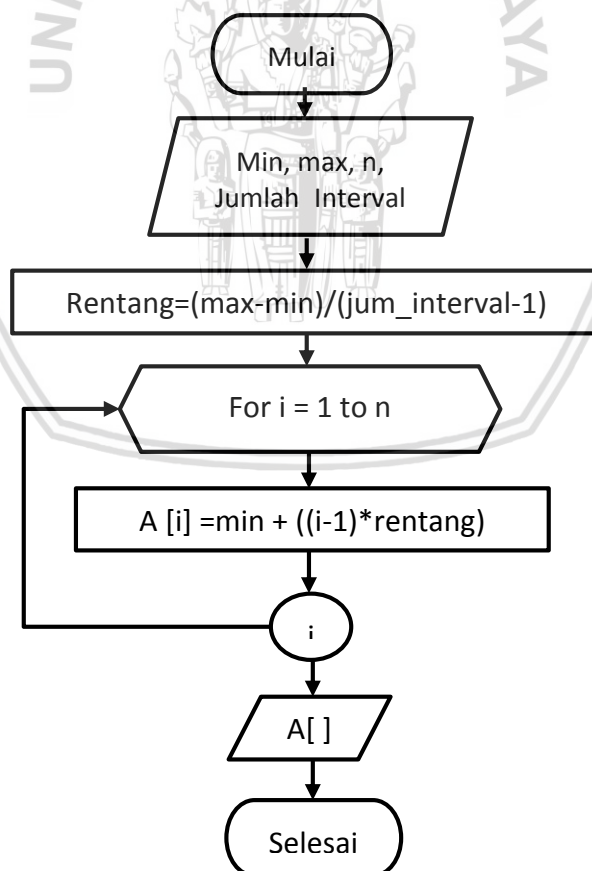
1. Data yang digunakan nilai batas bawah sub-himpunan dan batas atas sub-himpunan.
2. Hitung nilai *midpoint* sub-himpunan dengan cara nilai batas atas sub himpunan dikurangi batas bawah sub-himpunan, kemudian hasilnya dibagi dua.
3. Hasil dari proses ini adalah nilai *midpoint* sub-himpunan.

Diagram alir menentukan *midpoint* sub-himpunan ditunjukkan pada Gambar 4.3.



Gambar 0.3 Diagram Alir Menentukan *Midpoint*

c. Menentukan *Fuzzy Set*



Gambar 0.4 Diagram Alir Menentukan *Fuzzy Sets*

Tahapan menentukan *fuzzy sets* berdasarkan jumlah sub-interval adalah sebagai berikut :

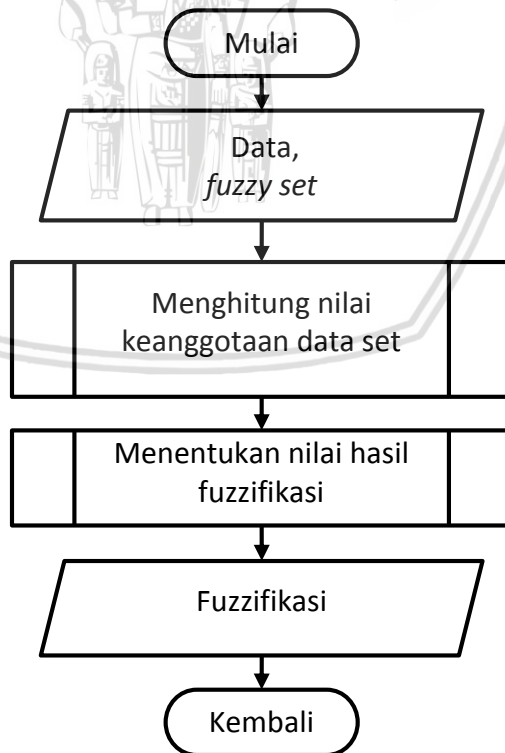
1. Data yang digunakan nilai minimum, maksimum, jumlah data dan jumlah sub-himpunan.
2. Hitung nilai rentang antar *fuzzy sets*, kemudian hitung nilai *fuzzy sets*. *Fuzzy sets* pertama merupakan nilai minimum data dan *fuzzy sets* selanjutnya adalah nilai *fuzzy sets* sebelumnya ditambah rentang antar *fuzzy sets*.
3. Hasil dari proses ini adalah nilai *fuzzy sets*.

Diagram alir menentukan *fuzzy sets* ditunjukkan pada Gambar 4.4.

4.2.2 Fuzzifikasi

Tahapan fuzzifikasi berdasarkan nilai *fuzzy sets* adalah sebagai berikut :

1. Data yang digunakan adalah data jumlah kendaraan bermotor, jumlah data dan *fuzzy sets*.
2. Menentukan nilai derajat keanggotaan setiap data berdasarkan *fuzzy sets* yang telah ditentukan.
3. Mencari nilai maksimal nilai derajat keanggotaan setiap data.
4. Indeks nilai maksimal derajat keanggotaan ditetapkan sebagai hasil fuzzifikasi.
5. Hasil akhir dari proses ini adalah hasil fuzzifikasi data.

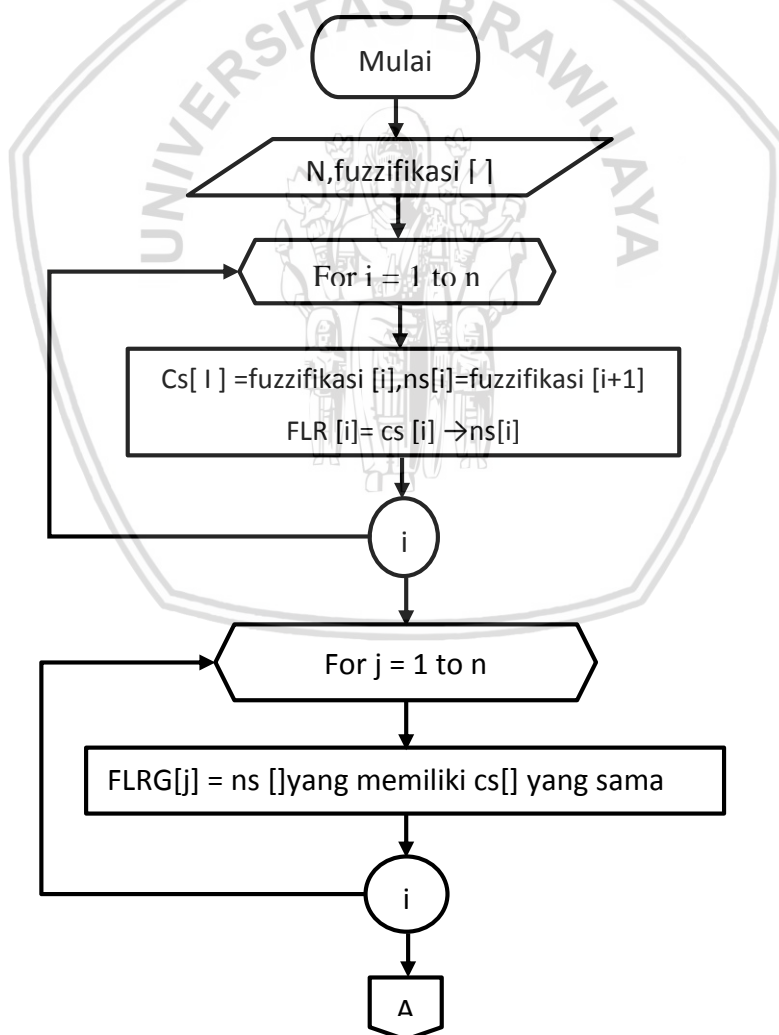


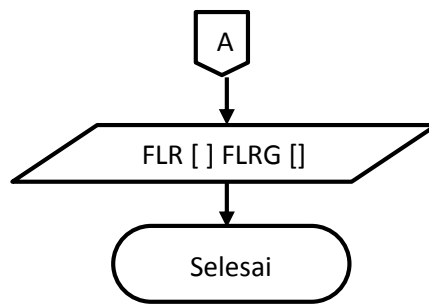
Gambar 0.5 Diagram Alir Fuzzifikasi

4.2.3 Menentukan FLR dan FLRG

Langkah selanjutnya adalah menentukan *Fuzzy Logic Relationship* (FLR), dari hasil FLR maka dapat ditentukan *Fuzzy Logic Relationship Group* (FLRG). Tahapan menentukan FLR dan FLRG adalah sebagai berikut :

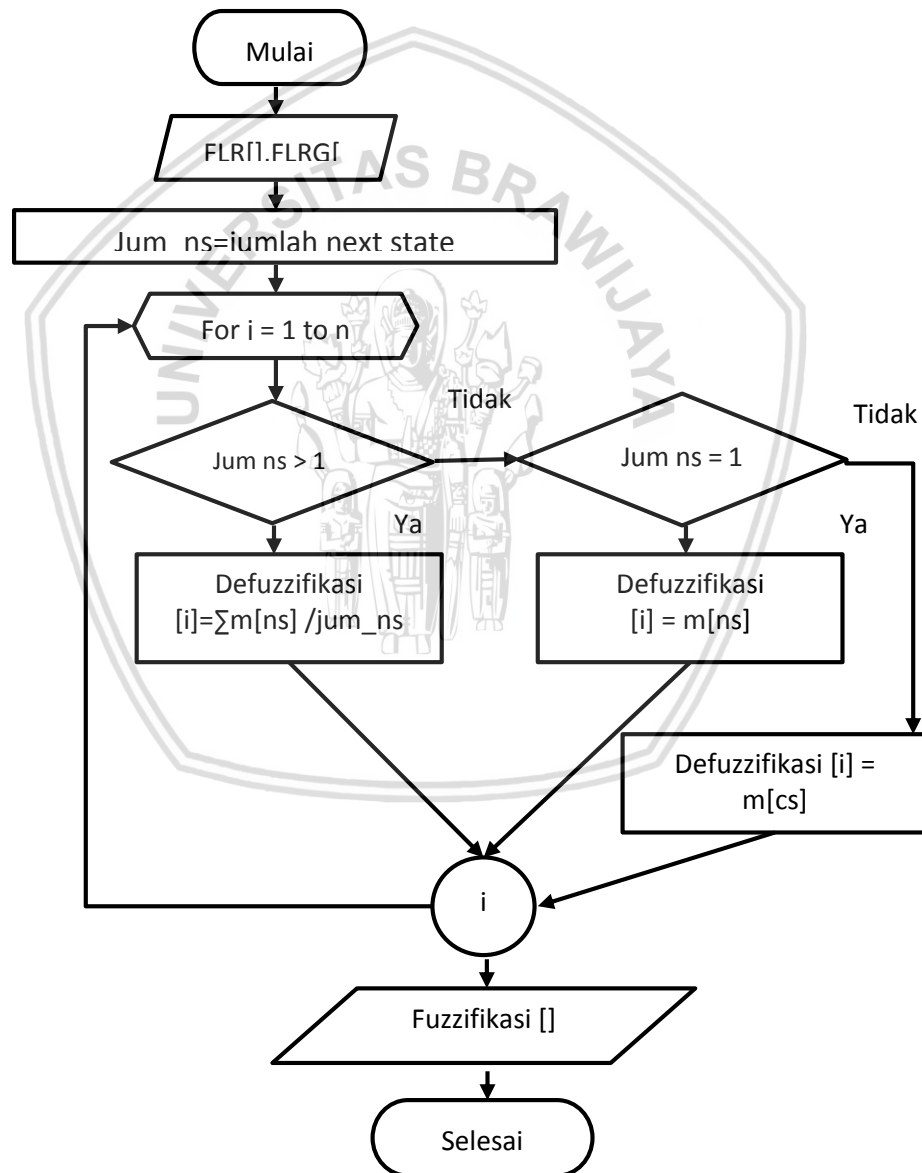
1. Data yang digunakan adalah jumlah data dan data fuzzifikasi.
2. Tentukan nilai *current state* dan *next state* berdasarkan hasil fuzzifikasi.
3. Pembentukan FLR berdasarkan hasil *current state* dan *next state* yang sudah ditentukan.
4. Dari hasil pembentukan FLR, maka FLRG dapat terbentuk berdasarkan *next state* dari *current state* yang sama.
5. Hasil akhir dari proses ini adalah hasil FLR dan FLRG dari data yang dimasukkan.





Gambar 0.6 Diagram Alur Proses Penentuan Maksimum dan Minimum Data

4.2.4 Defuzzifikasi

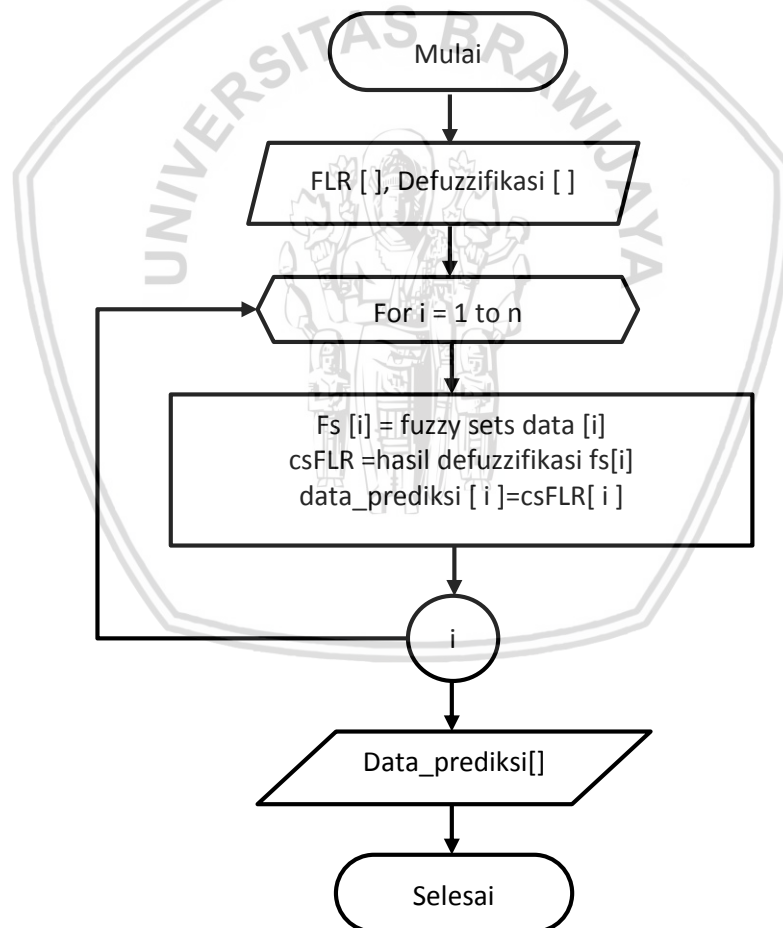


Gambar 0.7 Diagram Alir Defuzzifikasi

Tahapan proses defuzzifikasi adalah sebagai berikut :

1. Data yang digunakan adalah data FLR, data FLRG dan data *midpoint*.
2. Hitung jumlah *next state* pada tiap *fuzzy sets*.
3. Apabila jumlah *next state fuzzy sets* lebih dari satu, maka nilai defuzzifikasi adalah jumlah semua *midpoint next state* kemudian dibagi dengan jumlah *next state* FLRG tersebut.
4. Apabila jumlah *next state fuzzy sets* sama dengan satu, maka nilai defuzzifikasi adalah *midpoint next state* FLR tersebut.
5. Apabila jumlah *next state fuzzy sets* sama dengan nol, maka nilai defuzzifikasi adalah *midpoint current state fuzzy sets* tersebut.
6. Hasil akhir dari proses ini adalah hasil defuzzifikasi.

4.2.5 Prediksi



Gambar 0.8 Diagram Alir Prediksi

Tahapan proses prediksi adalah sebagai berikut :

1. Data yang digunakan adalah data FLR dan data hasil defuzzifikasi.
2. Nilai *current state* pada data tiap FLR diberi nilai sesuai hasil defuzzifikasi.

3. Data hasil prediksi berdasarkan hasil defuzzifikasi *current state* FLR data [i+1].
4. Hasil akhir dari proses ini adalah data hasil prediksi.

4.3 Perhitungan Manual

Perhitungan manual yang dilakukan menggunakan data jumlah kendaraan bermotor di Indonesia dari tahun 2000 sampai tahun 2015 untuk memprediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia pada tahun 2016. Langkah pertama yang dilakukan adalah menentukan nilai himpunan semesta U dan menentukan jumlah sub-himpunan.

Untuk menentukan himpunan semesta U diperlukan D_{min} dan D_{max} , dimana D_{min} merupakan data minimal jumlah kendaraan bermotor dan D_{max} merupakan data maksimal jumlah kendaraan bermotor dengan cara seperti persamaan 4.1 dan pada Tabel 4.1 dapat diketahui nilai D_{min} adalah 650.979 yang merupakan jumlah kendaraan bermotor tahun 2000 dan nilai D_{max} adalah 10.268.308 yang merupakan jumlah kendaraan bermotor tahun 2015.

$$U = [D_{min}, D_{max}] \quad (4.1)$$

$$U = [650.979, 10.268.308]$$

Tabel 0.1 Selisih Absolut Data

No	Tahun	Jumlah Kendaraan	Selisih
1	2000	650979	0
2	2001	1862462	1211483
3	2002	1941171	78709
4	2003	3363323	1422152
5	2004	3524036	160713
6	2005	6315139	2791103
7	2006	4955988	1359151
8	2007	10268308	5312320
9	2008	6341176	3927132
10	2009	5503967	837209
11	2010	9291729	3787762
12	2011	8418978	872751
13	2012	8425235	6257
14	2013	9403724	978489

15	2014	9358112	45612
16	2015	6786962	2571150
		Total	25361993
		rata-rata selisih	1690799.533
		1/2 rata-rata selisih	845399.7667

Setelah menentukan nilai dari himpunan semesta U, langkah selanjutnya adalah menentukan *interval* dengan menggunakan metode *Average-Based Length*. Pada tabel 4.1 diketahui jumlah setengah rata-rata selisih sebesar 845.399, yang berarti nilai tersebut merupakan basis nilai 100.000. Untuk mendapatkan *Average-Based Length*, bulatkan nilai tersebut sesuai dengan basis nilainya, maka hasilnya menjadi 800.000. Setelah mendapat nilai *interval*, hitung jumlah sub himpunan dengan cara seperti yang ditunjukkan pada persamaan 4-2.

$$\text{Jumlah sub-himpunan}(n) = \frac{(D_{\max} - D_{\min})}{\text{Interval}} \quad (4-2)$$

Jumlah sub-himpunan (n) = (10.268.308-650.979)/800.000 = 12.02.

Jumlah sub-himpunan sebesar 12.02 dibulatkan menjadi 12, maka ditetapkan himpunan semesta U dapat dibagi sebanyak 12 sub-himpunan *ui*. Langkah selanjutnya adalah tetapkan *ui* sebagai sub-himpunan semesta U yang ke-i ;(i=1,2,3,...n) dengan cara seperti itu yang ditunjukkan pada persamaan 4-3:

$$u_i = [(D_{\min} + ((i - 1) * \text{interval}), (D_{\min} + (i * \text{interval}))] \quad (4-3)$$

Misalkan pada *ui*, diketahui nilai minimal data sebesar 650.979 dan nilai *interval* data sebesar 800.000. Selanjutnya :

$$U_i = [650.979 + ((1-1) * 800.000), 650.979 + (1 * 800.000)]$$

$$U_i = [650.979 + 0, 650.979 + 800.000]$$

$$U_i = [650.979, 1.450.979]$$

Setelah menetapkan sub-himpunan, hitung nilai *midpoint* atau nilai tengah setiap sub-himpunan seperti yang ditunjukkan pada persamaan 4.4

$$m_i = \frac{(\text{batas atas} - \text{batas bawah})}{2} \quad (4-4)$$

Misalkan untuk mencari nilai *m1* diketahui nilai *ui* = [650.979, 1.450.979]. maka :

$$M_i = (650.979 - 1.450.979) / 2 = 1050979$$

Hasil selengkapnya untuk hasil dari nilai sub-himpunan dan nilai *midpoint* ditunjukkan pada tabel 4.2

Tabel 0.2 Sub Himpunan dan *Midpoint*

	Batas Bawah	Batas Atas	<i>midpoint</i>	Nilai <i>Midpoint</i>
u1	650979	1450979	m1	1050979
u2	1450979	2250979	m2	1850979
u3	2250979	3050979	m3	2650979
u4	3050979	3850979	m4	3450979
u5	3850979	4650979	m5	4250979
u6	4650979	5450979	m6	5050979
u7	5450979	6250979	m7	5850979
u8	6250979	7050979	m8	6650979
u9	7050979	7850979	m9	7450979
u10	7850979	8650979	m10	8250979
u11	8650979	9450979	m11	9050979
u12	9450979	10250979	m12	9850979

Setelah menentukan nilai sub-himpunan, langkah kedua adalah menentukan 12 nilai linguistik yang membentuk 12 *fuzzy sets* yaitu A1 sampai A12. Untuk menjadikan himpunan semesta U sebagai himpunan *fuzzy* dengan 12 nilai linguistik, maka dilakukan cara berikut :

1. Nilai minimum (650.979) memiliki nilai puncak pada himpunan *fuzzy* yang pertama yaitu dengan keanggotaan penuh atau 1.
2. Nilai maksimum (1.450.979) memiliki nilai puncak pada himpunan *fuzzy* yang terakhir yaitu dengan keanggotaan penuh atau 1.
3. Hitung rentang nilai antar nilai linguistik dengan cara (nilai maksimum - nilai minimum) dibagi (n-1), dimana n merupakan jumlah *fuzzy sets*.
 $(650.979 - 1.450.979) / (12 - 1) = 874302.63$

Tabel 0.3 Nilai *Fuzzy Set*

Nilai <i>fuzzy set</i>	
A1	650979
A2	1525282
A3	2399584
A4	3273887
A5	4148190

A6	5022492
A7	5896795
A8	6771097
A9	7645400
A10	8519703
A11	9394005
A12	10268308

Langkah ketiga adalah menentukan fuzzifikasi dengan cara mencari nilai maksimum dari nilai derajat keanggotaan pada lampiran 1 . misalnya pada tahun 2001, derajat keanggotaan $A2 > A3$ maka hasil fuzzifikasinya adalah A2. Hasil selengkapnya seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4-4 .

Tabel 0.4 Hasil Fuzzifikasi

No	Tahun	Jumlah Kendaraan	Fuzzifikasi
1	2000	650979	A1
2	2001	1862462	A2
3	2002	1941171	A2
4	2003	3363323	A4
5	2004	3524036	A4
6	2005	6315139	A7
7	2006	4955988	A6
8	2007	10268308	A12
9	2008	6341176	A8
10	2009	5503967	A7
11	2010	9291729	A11
12	2011	8418978	A10
13	2012	8425235	A10
14	2013	9403724	A11
15	2014	9358112	A11
16	2015	6786962	A8

Langkah keempat adalah menentukan *Fuzzy Logic Relationship* (FLR) untuk setiap data sesuai dengan persamaan 2-6. Misalnya FLR tahun 2000 \rightarrow 2001, tahun 2000 merupakan fuzzifikasi A1 dan tahun 2001 merupakan fuzzifikasi A2, maka :

FLR tahun 2000 \rightarrow 2001 = A1 \rightarrow A2

Hasil selengkapnya untuk nilai FLR ditunjukkan pada Tabel 4.5.

Tabel 0.5 Nilai FLR

No	Tahun	FLR
1	2000-2001	A1 \rightarrow A2
2	2001-2002	A2 \rightarrow A2
3	2002-2003	A2 \rightarrow A4
4	2003-2004	A4 \rightarrow A4
5	2004-2005	A4 \rightarrow A7
6	2005-2006	A7 \rightarrow A6
7	2006-2007	A6 \rightarrow A12
8	2007-2008	A12 \rightarrow A8
9	2008-2009	A8 \rightarrow A7
10	2009-2010	A7 \rightarrow A11
11	2010-2011	A11 \rightarrow A10
12	2011-2012	A10 \rightarrow A10
13	2012-2013	A10 \rightarrow A11
14	2013-2014	A11 \rightarrow A11
15	2014-2015	A11 \rightarrow A8

Setelah menentukan FLR, langkah kelima adalah menentukan *Fuzzy Logic Relationship Grup* (FLRG) sesuai dengan persamaan 2-7.

Misalkan *current state* A2 :

A2 \rightarrow A2, A2 \rightarrow A4.

dari kedua FLR tersebut, maka FLRG A2 adalah A2 \rightarrow A2, A4. FLRG yang didapatkan dari FLR pada Tabel 3.7 ditunjukkan pada Tabel 4.6 :

Tabel 0.6 Nilai FLRG

<i>Current State</i>	<i>Next State</i>
A2	A2, A4
A4	A4, A7

A10	A10, A11
A11	A8, A11

Setelah menentukan FLRG, langkah keenam adalah melakukan proses defuzzifikasi sesuai dengan *rule* pada metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* yaitu :

Rule 1 : jika $A_i \rightarrow$, maka *forecast* = m_i (midpoint u_i).

Rule 2 : jika $A_i \rightarrow A_j$, maka *forecast* = m_j (midpoint u_j).

Rule 3 : jika $A_i \rightarrow A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jn}$, maka *forecast* = $(m_{j1} + m_{j2} + \dots + m_{jn}) / n$.

Misalkan defuzzifikasi A5, dimana A5 tidak ada dalam *current state* atau sisi kiri pada FLR maka diberlakukannya rule 1.

$A5 \rightarrow$, maka defuzzifikasi A5 adalah :

Forecast A5 = m_5

Forecast A5 = 4250979

Kemudian defuzzifikasi A1, dimana A1 merupakan salah satu *current state* FLR tetapi tidak termasuk dalam *current state* FLRG maka diberlakukannya rule 2. $A1 \rightarrow A2$, maka defuzzifikasi A1 adalah :

Forecast A1 = m_2

Defuzzifikasi A1 = 1850979

Kemudian defuzzifikasi A2, dimana A2 merupakan salah satu *current state* FLRG maka diberlakukannya rule 3. $A2 \rightarrow A2, A4$, maka defuzzifikasi A2 adalah :

Forecast A2 = $(m_2 + m_4) / 2$

Forecast A2 = $(1850979 + 3450979) / 2 = 2650979$

Tabel 4-7 merupakan hasil defuzzifikasi berdasarkan FLR dan FLRG yang sudah ditentukan.

Tabel 0.7 Hasil Defuzzifikasi

<i>Fuzzy Sets</i>	<i>Next State</i>	<i>Forecast</i>	Hasil Defuzzifikasi
A1	A2	m_2	1850979
A2	A2, A4	$(m_2 + m_4) / 2$	2650979
A3	A3	m_3	2650979
A4	A4, A7	$(m_4 + m_7) / 2$	4650979
A5	-	m_5	4250979
A6	A12	m_{12}	9850979

A7	A11	m11	9050979
A8	A7	m7	5850979
A9	-	m9	7450979
A10	A10,A11	$(m10+m11)/2$	8650979
A11	A8,A10,11	$(m8+m11)/2$	7850979
A12	-	m12	6650979

Setelah mendapat hasil defuzzifikasi pada tiap sub-himpunan, langkah selanjutnya adalah proses prediksi untuk tiap data yang ada. Hasil prediksi yang didapatkan berdasarkan FLR dan hasil defuzzifikasi. Misalnya untuk prediksi tahun 2001

FLR 2000 \rightarrow 2001 = A1 \rightarrow A2, maka hasil prediksi tahun 2001 didapatkan berdasarkan hasil defuzzifikasi *current state* ($t - 1$) yaitu hasil defuzzifikasi A2 dengan nilai sebesar 1.850.979. Hasil selengkapnya untuk hasil prediksi ditunjukkan pada Tabel 4.8.

Tabel 0.8 Hasil Prediksi

No	Tahun	Jumlah Kendaraan	Hasil Prediksi
1	2000	650979	0
2	2001	1862462	1850979
3	2002	1941171	2650979
4	2003	3363323	2650979
5	2004	3524036	4650979
6	2005	6315139	4650979
7	2006	4955988	9050979
8	2007	10268308	9850979
9	2008	6341176	6650979
10	2009	5503967	5850979
11	2010	9291729	9050979
12	2011	8418978	7850979
13	2012	8425235	8650979
14	2013	9403724	8650979
15	2014	9358112	7850979

16	2015	6786962	7850979
17	2016	-	7850979

Berdasarkan hasil prediksi yang dilakukan dengan jumlah 16 data yaitu data jumlah kendaraan tahun 2000 sampai 2015 menghasilkan data hasil prediksi jumlah kendaraan bermotor pada tahun 2016 yaitu sekitar 7850979. Setelah diketahui hasil prediksi tahun 2016, selanjutnya adalah menghitung nilai MAPE hasil prediksi. Perhitungan nilai MAPE sesuai dengan persamaan 2-12.

Tabel 0.9 Perhitungan MAPE

No	Tahun	Jumlah Kendaraan (Ai)	Hasil Prediksi (Fi)	(Ai-Fi)/Ai
1	2001	1862462	1850979	0.0062
2	2002	1941171	2650979	0.3657
3	2003	3363323	2650979	0.2118
4	2004	3524036	4650979	0.3198
5	2005	6315139	4650979	0.2635
6	2006	4955988	9050979	0.8263
7	2007	10268308	9850979	0.0406
8	2008	6341176	6650979	0.0489
9	2009	5503967	5850979	0.0630
10	2010	9291729	9050979	0.0259
11	2011	8418978	7850979	0.0675
12	2012	8425235	8650979	0.0268
13	2013	9403724	8650979	0.0800
14	2014	9358112	7850979	0.1611
15	2015	6786962	7850979	0.1568
			Total	2.6638

MAPE : $(2.6638/15) * 100\% = 17.76$

AKURASI : $100 - 17.76 = 82.24\%$

4.4 Perancangan Antarmuka

Dalam membuat sistem perangkat lunak pasti akan memakai antarmuka maka dari itu dibuatlah perancangan antarmuka dari perangkat lunak yang akan diimplementasikan pada penelitian ini terdiri dari 2 halaman utama yang meliputi halaman tampilan data yang digunakan dan halaman prediksi.

4.4.1 Tampilan Tab Data Kendaraan Bermotor

Pada Gambar 4.9 menunjukkan perancangan antarmuka pada tab data kendaraan bermotor. Pada tab ini adalah halaman pembuka yang ditampilkan ketika perangkat lunak pertama kali dijalankan. Pada tab data kendaraan bermotor berfungsi untuk menampilkan data jumlah kendaraan bermotor di Indonesia. Data jumlah kendaraan bermotor yang ditampilkan pada antarmuka ini berjumlah 45 data dari tahun 1971-2015. Selain itu pada halaman ini ada tab prediksi yang berfungsi untuk melihat hasil perhitungan prediksi dengan mengklik pada *tab* prediksi.

PREDIKSI JUMLAH KENDARAAN BERMOTOR DI INDONESIA
MENGUNAKAN METODE AVERAGE BASED FUZZY TIME SERIES (ABFTS)

Data Jumlah Kendaraan Proses Prediksi

DATA JUMLAH KENDARAAN BERMOTOR DI INDONESIA

No	Tahun	Jumlah Kendaraan
1	1971	108362
2	1972	108139
3	1973	123816
4	1974	261476
5	1975	292310
6	1976	285488
7	1977	343979
8	1978	341393
9	1979	327199
10	1980	458551
11	1981	615393
12	1982	628626
13	1983	442640
14	1984	538142
15	1985	255432
16	1986	399191
17	1987	541542
18	1988	231771
19	1989	411907
20	1990	491692
21	1991	593302
22	1992	542272
23	1993	523818
24	1994	969675

Gambar 0.9 Perancangan Antarmuka Tampilan Tab Data

4.4.2 Tampilan Halaman Tab Prediksi

Pada Gambar 4.10 menunjukkan perancangan antarmuka Tab prediksi yang terdiri hasil prediksi kendaraan bermotor di Indonesia. Berikut ini adalah penjelasan dari komponen-komponen penyusun perancangan antarmuka yang ditunjukkan pada Gambar 4.10.

1. *Combo box* tahun awal, *user* dapat memilih tahun yang dijadikan data awal.
2. *Combo box* tahun prediksi, *user* dapat memilih tahun yang ingin diprediksi dengan syarat tahun prediksi 2 tahun diatas tahun awal.
3. *Button reset*, untuk menghapus proses prediksi yang sudah dilakukan.
4. Merupakan *button* proses, setelah *user* memilih tahun awal dan tahun prediksi, langkah selanjutnya adalah klik tombol proses sehingga data dapat diproses.
5. Merupakan *text field* jumlah data, dimana akan ditampilkan jumlah data yang digunakan pada proses prediksi.
6. Merupakan *text field* nilai minimum, dimana akan ditampilkan nilai minimum data yang digunakan pada proses prediksi.
7. Merupakan *text field* nilai maksimum, dimana akan ditampilkan nilai maksimum data yang digunakan pada proses prediksi.

8. Merupakan *text field* panjang *interval*, dimana akan ditampilkan panjang interval data yang digunakan pada proses prediksi.
9. Merupakan *text field* sub himpunan, dimana akan ditampilkan jumlah sub himpunan yang digunakan untuk proses prediksi.
10. Merupakan *text field* hasil prediksi, dimana akan ditampilkan hasil prediksi sesuai tahun yang dipilih pada *combo box* tahun prediksi.
11. Merupakan *text field* MAPE, dimana akan ditampilkan nilai MAPE hasil prediksi.
12. Merupakan *text field* akurasi, pada tampilan akurasi akan menampilkan nilai akurasi prediksi yang dilakukan .
13. Tab data digunakan, pada tab ini akan ditampilkan data kendaraan bermotor yang akan digunakan untuk melakukan prediksi.
14. Tab batas himpunan, pada tab ini akan ditampilkan nilai sub himpunan.
15. Tab *fuzzy set*, pada tab ini akan ditampilkan nilai *fuzzy set* berdasarkan hasil sub himpunan yang sudah terbentuk.
16. Tab derajat keanggotaan, pada tab ini akan ditampilkan nilai derajat keanggotaan pada setiap data.
17. Tab fuzzifikasi, pada tab ini akan ditampilkan hasil fuzzifikasi setiap data berdasarkan nilai tertinggi derajat keanggotaan tiap data.
18. Tab FLR, pada tab ini akan ditampilkan tahun dan FLR yang terbentuk berdasarkan hasil fuzzifikasi.
19. Tab FLRG, pada tab ini akan ditampilkan tahun dan FLRG yang terbentuk berdasarkan hasil dar FLR.
20. Tab defuzzifikasi, pada tab ini akan ditampilkan *current state*, *next state* dan hasil *forecast* berdasarkan hasil FLR dan FLRG.

PREDIKSI JUMLAH KENDARAAN PRIBADI DI INDONESIA
MENGGUNAKAN METODE AVERAGE BASED FUZZY TIME SERIES (ABFTS)

Proses Prediksi

Tahun Awal: 1971 (1) Nilai Minimum: (6) Hasil Prediksi: (10)

Tahun Akhir: 1971 (2) Nilai Maksimum: (7) MAPE: (11)

(3) Reset (4) Proses Panjang Interval: (8) Akurasi: (12)

Jumlah Data: (5) Sub Himpunan: (9)

Data Asli dan Hasil Prediksi

Tahun: Jumlah Kendaraan: Jumlah Prediksi:

(13) (14) (15) (16) (17) (18) (19) (20) (21)

Gambar 0.10 Antarmuka Masukan Data

4.5 Perancangan Pengujian

Untuk memperoleh hasil terbaik dari perangkat lunak yang diimplementasikan, maka dilakukan pengujian. Pengujian yang dilakukan dibagi menjadi tiga yaitu pengujian fungsional, pengujian pengaruh jumlah data terhadap nilai MAPE, dan pengujian validasi. Hasil prediksi dari pengujian akan dihitung tingkat kesalahannya menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

4.5.1 Pengujian Fungsional

Pada proses pengujian fungsional bertujuan untuk mengetahui seberapa besar tingkat kemiripan hasil perhitungan manual dengan perhitungan dari sistem.

Tabel 0.10 Rancangan Pengujian Fungsional

Variabel	Manual	Sistem
Jumlah Data
Nilai Maksimum
Nilai Minimum
Panjang Interval
Jumlah Interval
Hasil Prediksi
Mape

4.5.2 Pengujian Pengaruh Jumlah Data Terhadap Nilai MAPE

Pengujian ini bertujuan untuk melihat apakah pengaruh jumlah data dengan data tahun yang berbeda-beda dapat mempengaruhi nilai MAPE. Pada pengujian ini dilakukan dengan 5 tipe jumlah data yaitu 15, 20, 25, 30, dan 35 data. Setiap tipe jumlah data dilakukan sebanyak 10 kali uji coba dengan data tahun yang berbeda-beda. Berikut ini adalah rancangan pengujian yang ditampilkan pada Tabel 4.11.

Tabel 0.11 Rancangan Pengujian Terhadap Pengaruh Jumlah Data pada MAPE

	Data yang digunakan	Tahun Prediksi	Jumlah Data	Nilai MAPE
1
2
3
4
5

6
7
8
9
10
Rata-rata			

4.5.3 Pengujian Validasi

Pengujian validasi dilakukan untuk prediksi sebanyak 5 kali bertujuan untuk mengetahui apakah perangkat lunak telah *valid* dengan menganalisis berdasarkan hasil prediksinya. Jika 5 kali percobaan menghasilkan MAPE yang berbeda jauh atau fluktuatif maka perangkat lunak dinyatakan tidak *valid* dan perlu dilakukan perbaikan dalam proses prediksi, namun jika sebaliknya maka perangkat lunak dinyatakan telah *valid* dan layak digunakan. Berikut ini adalah rancangan pengujian yang ditampilkan pada Tabel 4.12.

Tabel 0.12 Rancangan Pengujian Validasi pada Nilai MAPE

No	MAPE
1	...
2	...
3	...
4	...
5	...
Rata-rata	...

BAB 5 IMPLEMENTASI

Pada bab implementasi ini akan membahas mengenai hasil implementasi berdasarkan perancangan yang telah dibuat. Hal yang akan dibahas pada bab ini meliputi spesifikasi perangkat keras dan perangkat lunak pendukung, batasan implementasi, implementasi algoritma dan implementasi antarmuka.

5.1 Spesifikasi Perangkat Keras dan Perangkat Lunak Pendukung

Perangkat keras dan lunak pendukung yang digunakan untuk implementasi prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* telah disesuaikan dengan kebutuhan sistem yang meliputi perangkat keras dan perangkat lunak. Perangkat keras yang akan digunakan untuk implementasi perangkat lunak berupa Komputer dengan spesifikasi sebagai berikut:

- *Processor Intel (R) Core (TM) i3-3110M CPU @2.40GHz*
- *RAM 5.90 GB*
- *Kapasitas hardisk 464.5 GB*
- *Monitor 14 inch*

Sedangkan perangkat lunak yang mendukung implementasi program meliputi:

- *Sistem Operasi Windows 7*
- *Java Development Kit (JDK) 7*
- *Netbeans 8.0.2*
- *Notepad*

5.2 Batasan Implementasi

Batasan Implementasi merupakan batasan-batasan atau ruang lingkup dari implementasi perangkat lunak. Berikut ini adalah batasan-batasan dari implementasi prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* :

1. Implementasi perangkat lunak dalam bentuk *desktop* dengan menggunakan bahasa *Java*.
2. Perangkat lunak hanya dapat melakukan *import data set* dalam format file *.txt* dimana isi dari *file txt* terdiri dari data kendaraan bermotor dari tahun 1971-2015.
3. Data set yang digunakan berupa data time series dengan periode waktu dari tahun 1971 sampai 2015 sehingga total jumlah data yang digunakan pada penelitian ini adalah 45 data.

4. Implementasi perangkat lunak pada penelitian ini ditujukan untuk melakukan prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia.
5. Pengujian yang dilakukan pada penelitian ini adalah pengujian akurasi menggunakan metode MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*).

5.3 Implementasi Algoritma

Prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* memiliki sepuluh proses utama untuk memperoleh hasil prediksi yang meliputi pengambilan data, pembentukan sub *interval*, pembentukan *fuzzy set*, mencari derajat keanggotaan data, Fuzzifikasi, pembentukan *fuzzy Logic Relationship* (FLR), mencari nilai *Fuzzy Logic Relationship* (FLRG), proses defuzzifikasi, proses prediksi dan mencari MAPE.

5.3.1 Implementasi untuk Mengambil Data

Proses mengambil data yang akan digunakan dilakukan dengan mengambil data yang sudah tersimpan dalam *file.txt*. Data yang digunakan berdasarkan tahun awal dan tahun prediksi yang dipilih oleh pengguna sebelum memilih tombol proses pada sistem. Data yang digunakan dalam prediksi ini berjumlah 45 data dari tahun 1971-2015. Implementasi algoritma untuk mengambil data dapat dilihat selengkapnya pada kode program 5.1.

```

1 public void Baca_Data() throws FileNotFoundException{
2     File file = new File ("D:\\skripsi\\program\\ABFTS\\data\\
3     data_asli.txt");
4
5     ArrayList<Integer> data = new ArrayList<>();
6     Scanner baca_data = new Scanner(file);
7
8     //Baca data kendaraan keseluruhan dan masukkan ke dalam
9     array list
10    while (baca_data.hasNext()){
11        int jumlah = baca_data.nextInt();
12        data.add(jumlah);
13    }
14
15        baca_data.close();
16        this.data_kendaraan = new int[data.size()/2][2];
17        int a=0;
18
19        for (int i=0; i < data_kendaraan.length;i++){
20            data_kendaraan[i][0] = data.get(a);

```

21	data_kendaraan[i][1] = data.get(a+1);
22	a+=2;
23	}
24	public int[][] getData_kendaraan() {
25	return data_kendaraan;
26	}

Kode Program 0.1 Implementasi untuk Mengambil Data.

5.3.2 Implementasi untuk Mencari Selisih Absolut Data

Proses untuk mencari selisih absolut data yaitu dengan menghitung selisih nilai absolut antar data dengan cara mengurangkan data ke- i dengan data ke $i-1$ seperti yang ditunjukkan pada kode program 5.2 dimana pada baris 2-12 digunakan untuk menghitung selisih antar data . Implementasi untuk mencari selisih absolut data dapat dilihat selengkapnya pada kode program 5.2.

1	//method untuk hitung selisih antar data
2	public void setSelisihAbsolut(int data[]){
3	this.selisih_absolut_data = new int [data.length];
4	for (int i=0; i < data.length; i++){
5	if (i == 0){
6	this.selisih_absolut_data[i]=0;
7	//data ke-1 bernilai 0
8	}else{
9	//data ke 1 ... n, dihitung dengan cara mengurangkan data
10	ke-i dengan data ke - i-1
11	this.selisih_absolut_data[i] =(int)Math.abs
12	(data[i]-data[i-1]);
13	}
14	}
15	}
16	
17	public int[] getSelisih_absolut_data() {
18	return selisih_absolut_data;

Kode Program 0.2 Implementasi Mencari Selisih Absolut Data

5.3.3 Implementasi untuk Mencari Rata-Rata Selisih Data

Proses mencari rata-rata selisih data yaitu yang pertama menghitung total nilai selisih absolut data selanjutnya menghitung rata-rata selisih data dan dapat didapatkan setengah selisih rata-rata data. Implementasi untuk mencari rata-rata selisih data dapat dilihat selengkapnya pada kode program 5.3.

```

1 public void setMeanSelisih(int selisih_absolut[]){
2     int total = 0;
3     int banyak_data = selisih_absolut.length-1;
4     // nilai 0 tidak digunakan
5     double rerata_selisih = 0.0;
6     for (int i=0; i < selisih_absolut.length; i++){
7         total += selisih_absolut[i];
8     // menghitung total selisih absolut
9     }
10    rerata_selisih = (double)total/banyak_data;
11    //menghitung rata-rata selisih
12    this.mean_selisih = rerata_selisih/2;
13    // menghitung setengah rata-rata selisih
14    }

```

Kode Program 0.3 Implementasi Mencari Rata-Rata Selisih Data

5.3.4 Implementasi untuk Mencari Nilai Maksimum dan Minimum Data

```

1 public void setMaksMin_data(int data[]){
2     this.data_maksimum = data[0];
3     this.data_minimum = data[0];
4     for (int i=0; i < data.length; i++){
5     //membandingkan nilai yang ada di array
6         if (data[i] > data_maksimum){
7     // mencari nilai maksimum
8             data_maksimum = data[i];
9         } else
10            if (data[i] < data_minimum){
11    //mencari nilai minimum
12            data_minimum = data[i];

```

Kode Program 0.4 Implementasi Mencari Nilai Maksimum dan Minimum Data

Proses untuk mencari nilai maksimum dan minimum data adalah dengan membandingkan terlebih dahulu nilai yang ada di *array* selanjutnya baru mencari nilai maksimum dan minimum data. Implementasi algoritma dapat dilihat selengkapnya pada kode program 5.4.

5.3.5 Implementasi untuk Mencari Interval Data

Proses perhitungan untuk mencari *interval* data yang dilakukan pertama kali yaitu mencari nilai data maksimum, nilai data minimum, dan setengah rata-rata data. Implementasi algoritma untuk perhitungannya dapat dilihat selengkapnya pada kode program 5.5.


```
1 public void setIntervalData_SubHimpunan(int
2 data_minimum, int data_maksimum, double
3 setengah_rerata_selisih){
4
5     if (setengah_rerata_selisih >= 0.1 && setengah_rerata_
6         setengah_selisih <= 1.0){
7         this.nilai_interval = (int) (Math.round(setengah_
8             rerata_selisih/0.1)*0.1);
9     } else
10         if(setengah_rerata_selisih >= 1.1 &&
11             setengah_rerata_selisih <= 10){
12             this.nilai_interval = (int)
13                 (Math.round(setengah_rerata_selisih/1)*1);
14         } else
15             if(setengah_rerata_selisih >= 11 &&
16                 setengah_rerata_selisih <= 100){
17                 this.nilai_interval = (int) (Math.round
18                     (setengah_rerata_selisih/10)*10);
19             } else
20                 if(setengah_rerata_selisih >= 101 &&
21                     setengah_rerata_selisih <= 1000){
22                     this.nilai_interval = (int) (Math.round
23                         (setengah_rerata_selisih/100)*100);
24                 } else
25                     if(setengah_rerata_selisih >= 1001 &&
26                         setengah_rerata_selisih <= 10000){
27                         this.nilai_interval = (int) (Math.round
28                             (setengah_rerata_selisih/1000)*1000);
29                     } else
30                         if(setengah_rerata_selisih >= 10001 &&
31                             setengah_rerata_selisih <= 100000){
32                             this.nilai_interval = (int) (Math.round
33                                 (setengah_rerata_selisih/10000)*10000;
34                         } else
35                             if(setengah_rerata_selisih >= 100001 &&
36                                 setengah_rerata_selisih <= 1000000){
37                                 this.nilai_interval = (int) (Math.round
38                                     (setengah_rerata_selisih/100000)*100000);
```

```

39     } else
40         if(setengah_rerata_selisih >= 1000001 &&
41            setengah_rerata_selisih < 10000000){
42             this.nilai_interval = (int) (Math.round
43                (setengah_rerata_selisih/1000000)*1000000);
44         } else
45             if(setengah_rerata_selisih >= 1000001 &&
46                setengah_rerata_selisih < 10000000){
47                 this.nilai_interval = (int) (Math.round
48                    (setengah_rerata_selisih/1000000)*1000000);
49             }

```

Kode Program 0.5 Implementasi untuk Mencari *Interval* Data

5.3.6 Implementasi untuk Menghitung Nilai *Fuzzy Set*

Proses untuk menghitung nilai *fuzzy set* adalah mencari data maksimum, data minimum, dan sub himpunan. Setelah ditentukan lalu dihitung nilai *fuzzy set* nya dengan cara data maksimum dikurangi data minimum lalu dibagi dengan nilai sub himpunan seperti yang ditunjukkan pada kode program 5.6 pada baris 3 dan 4. Implementasi perhitungan nilai *fuzzy set* dapat dilihat selengkapnya pada kode program 5.6.

```

1  public void fuzzy_set(int data_maksimum, int data_minimum,
2  int sub_himpunan){
3      nilai_fuzzy = ((double) (data_maksimum-data_minimum)/
4      (sub_himpunan-1));
5      this.fuzzy_set = new double[sub_himpunan];
6      for (int i=0; i < fuzzy_set.length; i++){
7          if (i == 0){
8              this.fuzzy_set[i] = this.batas[0][0];
9          } else{
10             this.fuzzy_set[i] = this.fuzzy_set[i-1]+nilai
11                _fuzzy;
12         }

```

Kode Program 0.6 Implementasi nilai *fuzzy set*

5.3.7 Implementasi untuk Menghitung Derajat Keanggotaan Data

Proses untuk menghitung derajat keanggotaan data dapat dilakukan dengan menghitung nilai *fuzzy set* terlebih dahulu, lalu dicari nilai derajat keanggotaan data tersebut. Implementasi perhitungan nilai derajat keanggotaan data dapat dilihat selengkapnya pada kode program 5.7.

```
1 public void Derajat_Keanggotaan(int data_digunakan[],
2     double fuzzy_set[]){
3     this.derajat_keanggotaan = new
4         double[data_digunakan.length][fuzzy_set.length];
5
6     for (int i=0; i < derajat_keanggotaan.length; i++){
7         for (int j=0; j <derajat_keanggotaan[0].length; j++){
8             if (j < derajat_keanggotaan[0].length-1){
9                 if ((double)data_digunakan[i]>fuzzy_set[j] && data_
10                     digunakan[i]<fuzzy_set[j+1]){
11                     derajat_keanggotaan[i][j] = (double) (fuzzy_set[j+1]
12                         -data_digunakan[i])/(fuzzy_set[j+1]-fuzzy_set[j]);
13
14                 } else
15                     if ((double)data_digunakan[i]<fuzzy_set[j]
16                         && data_digunakan[i]>fuzzy_set[j-1]){
17                         derajat_keanggotaan[i][j] = (double)
18                             (data_digunakan[i]-fuzzy_set[j- 1])/
19                             (fuzzy_set[j]-fuzzy_set[j-1]);
20                     } else
21                         if ((double)data_digunakan[i] == fuzzy_set[j]){
22                             derajat_keanggotaan[i][j] = 1.0;
23                         } else{
24                             derajat_keanggotaan[i][j] = 0.0;
25                         }
26                 } else{
27                     if ((double)data_digunakan[i]<fuzzy_set[j]
28                         && data_digunakan[i]>fuzzy_set[j-1]){
29                         derajat_keanggotaan[i][j]
30                             =(data_digunakan[i]-fuzzy_set[j-1])/
31                             (fuzzy_set[j]-fuzzy_set[j-1]);
32                     } else
33                         if ((double)data_digunakan[i] ==fuzzy_set
34                             [j]){derajat_keanggotaan[i][j] = 1.0;
35                         } else{
36                             derajat_keanggotaan[i][j] = 0.0;
37                     }
38                 }
```

Kode Program 0.7 Implementasi untuk Menghitung Derajat Keanggotaan Data

5.3.8 Implementasi Proses Fuzzifikasi

Proses menentukan fuzzifikasi dilakukan dengan cara mencari nilai maksimal derajat keanggotaan dalam satu data dan cara untuk proses perhitungan seperti yang diperlihatkan pada kode program 5.8 pada baris 7 sampai dengan 14. Implementasi menentukan fuzzifikasi dapat dilihat selengkapnya pada kode program 5.8.

1	public void setNilai_Fuzzy(double derajat_
2	keanggotaan[][]){
3	this.fuzzyfikasi = new int[derajat_keanggotaan.length];
4	for (int i=0; i < derajat_keanggotaan.length; i++){
5	double nilai_maksimum = derajat_keanggotaan[i][0];
6	for (int j=0; j < derajat_keanggotaan[0].length;
7	j++){
8	if (derajat_keanggotaan[i][j] >= nilai_maksimum){
9	nilai_maksimum = derajat_keanggotaan[i][j];
10	fuzzyfikasi[i] = j+1;
11	}

Kode Program 0.8 Implementasi Proses Fuzzifikasi

5.3.9 Implementasi untuk Menentukan FLR

Proses menentukan FLR dibagi menjadi dua yaitu menentukan *current state* FLR dan *next state* FLR. Untuk menentukan *current state* FLR ditunjukkan pada kode program 5.9 baris 3, sedangkan untuk menentukan *next state* FLR di kode program 5.9 baris 4. Implementasi untuk menentukan FLR selengkapnya dapat dilihat pada kode program 5.9.

1	public void setFLR(int fuzzyfikasi[]){
2	this.flr = new int[fuzzyfikasi.length-1][2];
3	for (int i=0; i < flr.length; i++){
4	this.flr[i][0] = fuzzyfikasi[i];
5	this.flr[i][1] = fuzzyfikasi[i+1];
6	}
7	}

Kode Program 0.9 Implementasi untuk Menentukan FLR

5.3.10 Implementasi untuk Menentukan FLRG

Proses untuk menentukan FLRG dibagi menjadi dua yaitu menentukan nilai *current state* FLRG dan *next state* FLRG. Implementasi untuk menentukan nilai FLRG dapat dilihat pada kode program 5.10.

1	public void setFLRG(int flr[][]){
2	this.flrg = new ArrayList<>();

3	
4	for (int i=0; i < flr.length; i++){
5	if (i < flr.length-1){
6	if (i == 0){
7	if (flr[i][0] == flr[i+1][0]){
8	flrg.add(new tampung_data
9	(flrg[i][0],flrg[i][1]));
10	}
11	} else {
12	if (flr[i][0] == flr[i+1][0]){
13	flrg.add(new tampung_data
14	(flrg[i][0],flrg[i][1]));
15	} else
16	if (flr[i][0] != flr[i+1][0] &&
17	flr[i][0] == flr[i-1][0]){
18	flrg.add(new tampung_data
19	(flrg[i][0],flrg[i][1]));
20	}
21	}
22	} else {
23	if (flr[i][0] == flr[i-1][0]){
24	flrg.add(new tampung_data
25	(flrg[i][0],flrg[i][1]));
26	}

Kode Program 0.10 Implementasi untuk Menentukan FLRG.

5.3.11 Implementasi untuk Penentuan Nilai Defuzzifikasi

Dalam proses menentukan nilai defuzzifikasi dapat dilihat dalam kode program 5.11, prosesnya ada 2 yaitu yang pertama cari *fuzzy* himpunan yang sama dengan nilai FLR yang ditunjukkan pada baris 7 sampai dengan baris 17, lalu yang kedua dengan mencari *fuzzy* himpunan yang sama dengan nilai FLRG yang dapat dilihat pada baris 22 sampai baris 34. Implementasi perhitungan nilai defuzzifikasi dapat dilihat pada kode program 5.11.

1	public void defuzzyfikasi(int fuzzy_himpunan[],
2	int FLR[][], ArrayList<tampung_data> FLRG){
3	this.defuzzyfikasi = new int [fuzzy_
4	himpunan.length];
5	
6	//cari fuzzy_himpunan yang sama dengan FLR

```

7      for (int i=0; i < fuzzy_himpunan.length; i++){
8          for (int j=0; j < FLR.length; j++){
9              if (fuzzy_himpunan[i] == FLR[j][0]){
10                 this.defuzzyfikasi[i] = batas[
11                     (FLR[j][1])-1][3];
12             }
13         }
14         if (this.defuzzyfikasi[i] == 0){
15             this.defuzzyfikasi[i] = batas[fuzzy_
16                 himpunan[i]-1][3];
17         }
18     }

19
20     //cari fuzzy_himpunan yang sama dengan FLRG
21     if (FLRG.isEmpty() == false){
22         for (int i=0; i < fuzzy_himpunan.length; i++){
23             int jumlah_ns = 0;
24             int idx_sama = 0;
25             int nilai = 0;
26             for (int j=0; j < FLRG.size(); j++){
27                 if (fuzzy_himpunan[i] == FLRG.get(j)
28                     .current_state){
29                     idx_sama = i;
30                     nilai += this.batas[FLRG.get(j).
31                         next_state-1][3];
32                     jumlah_ns +=1;
33                 }
34             }

35
36             if (jumlah_ns != 0){
37                 this.defuzzyfikasi[idx_sama] = 0;
38                 this.defuzzyfikasi[idx_sama] = nilai/jumlah_ns;
39             }
40

```

Kode Program 0.11 Implementasi untuk Menentukan Nilai Defuzzifikasi.

5.3.12 Implementasi untuk Menentukan Nilai Prediksi

Proses menentukan nilai prediksi berdasarkan hasil defuzzifikasi dengan *index* hasil fuzzifikasi seperti yang ditunjukkan pada kode program 5.12 baris 7

sampai 12 dan 18 sampai 24. Implementasi algoritma perhitungan nilai prediksi selengkapnya dapat dilihat selengkapnya pada kode program 5.12.

```

1 public void Prediksi(int defuzzyfikasi[], int
2   fuzzyfikasi[]){
3     this.prediksi = new int[fuzzyfikasi.length+1];
4     int temp_prediksi[] = new int[fuzzyfikasi.length];
5
6     for(int i=0;i < defuzzyfikasi.length; i++){
7       for(int j=0; j < fuzzyfikasi.length; j++){
8         if (i+1 == fuzzyfikasi[j]){
9           if (fuzzyfikasi[j] != 0){
10            temp_prediksi[j]=defuzzyfikasi[i];
11            fuzzyfikasi[j] = 0;
12          }
13        }
14      }
15    }
16    int a=0;
17    for (int i=0; i < prediksi.length; i++){
18      if (i == 0){
19        this.prediksi[i] = 0;
20      } else {
21        this.prediksi[i]=temp_prediksi[a];
22        a++;
23      }
24    }
  
```

Kode Program 0.12 Implementasi untuk Menentukan Nilai Prediksi.

5.3.13 Implementasi Proses Perhitungan MAPE

Proses perhitungan nilai MAPE dilakukan dengan cara menghitung total selisih absolut antara hasil prediksi dengan data yang digunakan, kemudian total selisih tersebut dibagi dengan total data yang digunakan dan dikalikan dengan 100. Implementasi algoritma nilai MAPE ditunjukkan pada kode program 5.13.

```

1 public void Hitung_MAPE(int data_digunakan[], int
2   data_prediksi[]){
3     this.MAPE = 0.0;
4     double jumlah_selisih_absolute = 0.0;
5
6     for (int i=1; i < data_digunakan.length; i++){
7       jumlah_selisih_absolute+=Math.abs(((double)
  
```

```

8         data_digunakan[i]-data_prediksi[i])/
9         (double)data_digunakan[i])*100;
10    }
11    this.MAPE = (jumlah_selisih_absolute/
12    (data_digunakan.length-1));
13 }

```

Kode Program 0.13 Implementasi Perhitungan Nilai MAPE.

5.4 Implementasi Antarmuka

Hasil implementasi antarmuka dari perangkat lunak prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* terdiri dari 2 tab menu yang meliputi tab data jumlah kendaraan bermotor dan tab proses prediksi jumlah kendaraan bermotor.

5.4.1 Tampilan Antarmuka Tab Data Jumlah Kendaraan Bermotor

Tab data jumlah Kendaraan bermotor digunakan untuk memberi informasi bagi pengguna tentang jumlah kendaraan bermotor tahun 1971 sampai 2015. Implementasi antarmuka tab data jumlah kendaraan bermotor ditunjukkan pada Gambar 5.1.

PREDIKSI JUMLAH KENDARAAN BERMOTOR DI INDONESIA
MENGUNAKAN METODE AVERAGE BASED FUZZY TIME SERIES (ABFTS)

Data Jumlah Kendaraan Proses Prediksi

DATA JUMLAH KENDARAAN BERMOTOR DI INDONESIA

No	Tahun	Jumlah Kendaraan
1	1971	108362
2	1972	105139
3	1973	128616
4	1974	261476
5	1975	292310
6	1976	265488
7	1977	343979
8	1978	341393
9	1979	327199
10	1980	458551
11	1981	615393
12	1982	628626
13	1983	442640
14	1984	530142
15	1985	255432
16	1986	399191
17	1987	541542
18	1988	231771
19	1989	411907
20	1990	491632
21	1991	593302
22	1992	542272
23	1993	523818
24	1994	969675

Gambar 0.1 Antarmuka Tab Data Jumlah Kendaraan Bermotor

5.4.2 Tampilan Antarmuka Tab Proses Prediksi

Tab prediksi jumlah kendaraan bermotor ini digunakan untuk melakukan proses prediksi serta menampilkan hasil prediksi. Pada tab ini akan menampilkan jumlah data yang digunakan, nilai maksimum, nilai minimum, jumlah *interval*, sub himpunan, hasil prediksi, MAPE, dan akurasi. Selain itu pada tab ini akan menampilkan proses prediksi serta tabel perbandingan data aktual dengan hasil prediksi.

Gambar 5.2 menunjukkan antarmuka tab proses prediksi jumlah kendaraan bermotor dengan tab data yang digunakan, dimana akan ditampilkan data yang dipilih untuk prediksi.

PREDIKSI JUMLAH KENDARAAN BERMOTOR DI INDONESIA
MENGUNAKAN METODE AVERAGE BASED FUZZY TIME SERIES (ABFTS)

Data Jumlah Kendaraan | Proses Prediksi

Tahun Awal: 2000 | Nilai Minimum: 650979 | Hasil Prediksi: 5850979

Tahun Akhir: 2015 | Nilai Maksimum: 10268308 | MAPE: 17.759

Reset | Proses | Panjang Interval: 800000 | Akurasi: 82.241

Jumlah Data: 16 | Sub Himpunan: 12

Data Digunakan | Batas Himpunan | Fuzzy Set | Derajat Keanggotaan | Fuzzyfikasi | FLR | FLRG | Defuzzyfikasi

Tahun	Jumlah Kendaraan
2000	650979
2001	1862462
2002	1941171
2003	3363323
2004	3524036
2005	6315139
2006	4955988
2007	10268308
2008	6341176
2009	5503967
2010	9291729
2011	8418978
2012	8425235
2013	9403724
2014	9358112
2015	6786962

Data Asli dan Hasil Prediksi

Tahun	Jumlah Kendaraan	Hasil Prediksi
2000	650979	0
2001	1862462	1850979
2002	1941171	2650979
2003	3363323	2650979
2004	3524036	4650979
2005	6315139	4650979
2006	4955988	9050979
2007	10268308	9850979
2008	6341176	6650979
2009	5503967	5850979
2010	9291729	9050979
2011	8418978	7850979
2012	8425235	8650979
2013	9403724	8650979
2014	9358112	7850979
2015	6786962	7850979

Gambar 0.2 Antarmuka Tab Proses Prediksi (Data Digunakan)

Gambar 5.3 menunjukkan antarmuka tab proses prediksi jumlah kendaraan bermotor dengan batas himpunan, dimana ditampilkan nilai selisih absolut data, rata-rata setengah selisih absolut data, batas himpunan *fuzzy* dan nilai *midpoint*.

PREDIKSI JUMLAH KENDARAAN BERMOTOR DI INDONESIA
MENGUNAKAN METODE AVERAGE BASED FUZZY TIME SERIES (ABFTS)

Data Jumlah Kendaraan | Proses Prediksi

Tahun Awal: 2000 | Nilai Minimum: 650979 | Hasil Prediksi: 5850979

Tahun Akhir: 2015 | Nilai Maksimum: 10268308 | MAPE: 17.759

Reset | Proses | Panjang Interval: 800000 | Akurasi: 82.241

Jumlah Data: 16 | Sub Himpunan: 12

Data Digunakan | Batas Himpunan | Fuzzy Set | Derajat Keanggotaan | Fuzzyfikasi | FLR | FLRG | Defuzzyfikasi

Nilai Rata Setengah Selisih Absolut Data = 845399.766666667

= Batas Himpunan Fuzzy =

650979	1450979	400000	1050979
1450979	2250979	400000	1850979
2250979	3050979	400000	2650979
3050979	3850979	400000	3450979
3850979	4650979	400000	4250979
4650979	5450979	400000	5050979
5450979	6250979	400000	5850979
6250979	7050979	400000	6650979
7050979	7850979	400000	7450979
7850979	8650979	400000	8250979
8650979	9450979	400000	9050979
9450979	10250979	400000	9850979

Data Asli dan Hasil Prediksi

Tahun	Jumlah Kendaraan	Hasil Prediksi
2000	650979	0
2001	1862462	1850979
2002	1941171	2650979
2003	3363323	2650979
2004	3524036	4650979
2005	6315139	4650979
2006	4955988	9050979
2007	10268308	9850979
2008	6341176	6650979
2009	5503967	5850979
2010	9291729	9050979
2011	8418978	7850979
2012	8425235	8650979
2013	9403724	8650979
2014	9358112	7850979
2015	6786962	7850979

Gambar 0.3 Antarmuka Tab Proses Prediksi (Batas Himpunan)

Gambar 5.4 menunjukkan antarmuka tab proses prediksi jumlah kendaraan bermotor dengan tab *fuzzy sets*, dimana ditampilkan nilai *fuzzy sets* dan nilai *fuzzy*.

PREDIKSI JUMLAH KENDARAAN BERMOTOR DI INDONESIA
MENGUNAKAN METODE AVERAGE BASED FUZZY TIME SERIES (ABFTS)

Data Jumlah Kendaraan | Proses Prediksi

Tahun Awal: 2000 | Nilai Minimum: 650979 | Hasil Prediksi: 5850979

Tahun Akhir: 2015 | Nilai Maksimum: 10268308 | MAPE: 17.759

Reset | Proses | Panjang Interval: 800000 | Akurasi: 82.241

Jumlah Data: 16 | Sub Himpunan: 12

Data Digunakan | Batas Himpunan | Fuzzy Set | Derajat Keanggotaan | Fuzzifikasi | FLR | FLRG | Defuzzifikasi

= Fuzzy Set =

```

650979.0
1525281.6363636362
2399584.2727272725
3273886.9090909087
4148189.545454545
5022492.181818182
5896794.818181818
6771097.454545455
7645400.090909092
8519702.727272728
9394005.363636365
1.0268308000000002E7

```

= Nilai Fuzzy =

874302.6363636364

Data Asli dan Hasil Prediksi

Tahun	Jumlah Kendaraan	Hasil Prediksi
2000	650979	0
2001	1862462	1850979
2002	1941171	2650979
2003	3363323	2650979
2004	3524036	4650979
2005	6315139	4650979
2006	4955988	9050979
2007	10268308	9850979
2008	6341176	6650979
2009	5503967	5850979
2010	9291729	9050979
2011	8418978	7850979
2012	8425235	8650979
2013	9403724	8650979
2014	9358112	7850979
2015	6786962	7850979

Gambar 0.4 Antarmuka Tab Proses Prediksi (Fuzzy Sets)

Gambar 5.5 menunjukkan antarmuka tab proses prediksi jumlah kendaraan bermotor dengan tab derajat keanggotaan, dimana ditampilkan nilai derajat keanggotaan.

PREDIKSI JUMLAH KENDARAAN BERMOTOR DI INDONESIA
MENGUNAKAN METODE AVERAGE BASED FUZZY TIME SERIES (ABFTS)

Data Jumlah Kendaraan | Proses Prediksi

Tahun Awal: 2000 | Nilai Minimum: 650979 | Hasil Prediksi: 5850979

Tahun Akhir: 2015 | Nilai Maksimum: 10268308 | MAPE: 17.759

Reset | Proses | Panjang Interval: 800000 | Akurasi: 82.241

Jumlah Data: 16 | Sub Himpunan: 12

Data Digunakan | Batas Himpunan | Fuzzy Set | Derajat Keanggotaan | Fuzzifikasi | FLR | FLRG | Defuzzifikasi

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.614...	0.385...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.524...	0.475...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.897...	0.102...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.713...	0.286...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.521...	0.478...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.076...	0.923...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	2.130...	0.999...	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.491...	0.508...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.449...	0.550...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.116...	0.883...	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.115...	0.884...	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.108...	0.891...	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.988...	0.011...	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.041...	0.958...	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.981...	0.018...	0.0	0.0	0.0

Data Asli dan Hasil Prediksi

Tahun	Jumlah Kendaraan	Hasil Prediksi
2000	650979	0
2001	1862462	1850979
2002	1941171	2650979
2003	3363323	2650979
2004	3524036	4650979
2005	6315139	4650979
2006	4955988	9050979
2007	10268308	9850979
2008	6341176	6650979
2009	5503967	5850979
2010	9291729	9050979
2011	8418978	7850979
2012	8425235	8650979
2013	9403724	8650979
2014	9358112	7850979
2015	6786962	7850979

Gambar 0.5 Antarmuka Tab Proses Prediksi (Derajat Keanggotaan)

Gambar 5.6 menunjukkan antarmuka tab prediksi jumlah kendaraan bermotor, dimana ditampilkan nilai fuzzifikasi data.

PREDIKSI JUMLAH KENDARAAN BERMOTOR DI INDONESIA
MENGUNAKAN METODE AVERAGE BASED FUZZY TIME SERIES (ABFTS)

Data Jumlah Kendaraan Proses Prediksi

Tahun Awal: 2000 Nilai Minimum: 650979 Hasil Prediksi: 5850979

Tahun Akhir: 2015 Nilai Maksimum: 10268308 MAPE: 17.759

Reset Proses Panjang Interval: 800000 Akurasi: 82.241

Jumlah Data: 16 Sub Himpunan: 12

Data Digunakan Batas Himpunan Fuzzy Set Derajat Keanggotaan Fuzzifikasi FLR FLRG Defuzzifikasi

= Fuzzifikasi Data =

Fuzzifikasi Data ke - 1 = 1
Fuzzifikasi Data ke - 2 = 2
Fuzzifikasi Data ke - 3 = 2
Fuzzifikasi Data ke - 4 = 4
Fuzzifikasi Data ke - 5 = 4
Fuzzifikasi Data ke - 6 = 7
Fuzzifikasi Data ke - 7 = 6
Fuzzifikasi Data ke - 8 = 12
Fuzzifikasi Data ke - 9 = 8
Fuzzifikasi Data ke - 10 = 7
Fuzzifikasi Data ke - 11 = 11
Fuzzifikasi Data ke - 12 = 10
Fuzzifikasi Data ke - 13 = 10
Fuzzifikasi Data ke - 14 = 11
Fuzzifikasi Data ke - 15 = 11
Fuzzifikasi Data ke - 16 = 8

Data Asli dan Hasil Prediksi

Tahun	Jumlah Kendaraan	Hasil Prediksi
2000	650979	0
2001	1862462	1850979
2002	1941171	2650979
2003	3363323	2650979
2004	3524036	4650979
2005	6315139	4650979
2006	4955988	9050979
2007	10268308	9850979
2008	6341176	6650979
2009	5503967	5850979
2010	9291729	9050979
2011	8418978	7850979
2012	8425235	8650979
2013	9403724	8650979
2014	9358112	7850979
2015	6786962	7850979

Gambar 0.6 Antarmuka Tab Proses Prediksi (Fuzzifikasi)

Gambar 5.7 menunjukkan antarmuka tab proses prediksi jumlah kendaraan bermotor dengan FLR, dimana ditampilkan nilai FLR dari hasil proses fuzzifikasi data.

PREDIKSI JUMLAH KENDARAAN BERMOTOR DI INDONESIA
MENGUNAKAN METODE AVERAGE BASED FUZZY TIME SERIES (ABFTS)

Data Jumlah Kendaraan Proses Prediksi

Tahun Awal: 2000 Nilai Minimum: 650979 Hasil Prediksi: 5850979

Tahun Akhir: 2015 Nilai Maksimum: 10268308 MAPE: 17.759

Reset Proses Panjang Interval: 800000 Akurasi: 82.241

Jumlah Data: 16 Sub Himpunan: 12

Data Digunakan Batas Himpunan Fuzzy Set Derajat Keanggotaan Fuzzifikasi FLR FLRG Defuzzifikasi

= Fuzzy Logic Relationship (FLR) =

1 → 2
2 → 2
2 → 4
4 → 4
4 → 7
7 → 6
6 → 12
12 → 8
8 → 7
7 → 11
11 → 10
10 → 10
10 → 11
11 → 11
11 → 8

Data Asli dan Hasil Prediksi

Tahun	Jumlah Kendaraan	Hasil Prediksi
2000	650979	0
2001	1862462	1850979
2002	1941171	2650979
2003	3363323	2650979
2004	3524036	4650979
2005	6315139	4650979
2006	4955988	9050979
2007	10268308	9850979
2008	6341176	6650979
2009	5503967	5850979
2010	9291729	9050979
2011	8418978	7850979
2012	8425235	8650979
2013	9403724	8650979
2014	9358112	7850979
2015	6786962	7850979

Gambar 0.7 Antarmuka Tab Proses Prediksi (FLR)

Gambar 5.8 menunjukkan antarmuka dari tab prediksi jumlah kendaraan bermotor dengan tab FLRG, dimana didalam tampilan antarmuka sistem ditampilkan nilai *current state* dan *next state*.

PREDIKSI JUMLAH KENDARAAN BERMOTOR DI INDONESIA MENGUNAKAN METODE AVERAGE BASED FUZZY TIME SERIES (ABFTS)

Data Jumlah Kendaraan
Proses Prediksi

Tahun Awal: Nilai Minimum: Hasil Prediksi:

Tahun Akhir: Nilai Maksimum: MAPE:

Panjang Interval: Akurasi:

Jumlah Data: Sub Himpunan:

Data Asli dan Hasil Prediksi

Tahun	Jumlah Kendaraan	Hasil Prediksi
2000	650979	0
2001	1862462	1850979
2002	1941171	2650979
2003	3363323	2650979
2004	3524036	4650979
2005	6315139	4650979
2006	4955988	9050979
2007	10268308	9850979
2008	6341176	6650979
2009	5503967	5850979
2010	9291729	9050979
2011	8418978	7850979
2012	8425235	8650979
2013	9403724	8650979
2014	9358112	7850979
2015	6786962	7850979

Data Digunakan
Batas Himpunan
Fuzzy Set
Derajat Keanggotaan
Fuzzyfikasi
FLR
FLRG
Defuzzyfikasi

= Fuzzy Logic Relationship Grup (FLRG) =

2 -> 2
 2 -> 4
 4 -> 4
 4 -> 7
 10 -> 10
 10 -> 11
 11 -> 11
 11 -> 8

Gambar 0.8 Antarmuka Tab Proses Prediksi (FLRG)

Gambar 5.9 menunjukkan antarmuka tab proses prediksi jumlah kendaraan bermotor dengan tab defuzzifikasi, dimana ditampilkan hasil defuzzifikasi.

PREDIKSI JUMLAH KENDARAAN BERMOTOR DI INDONESIA MENGUNAKAN METODE AVERAGE BASED FUZZY TIME SERIES (ABFTS)

Data Jumlah Kendaraan
Proses Prediksi

Tahun Awal: Nilai Minimum: Hasil Prediksi:

Tahun Akhir: Nilai Maksimum: MAPE:

Panjang Interval: Akurasi:

Jumlah Data: Sub Himpunan:

Data Asli dan Hasil Prediksi

Tahun	Jumlah Kendaraan	Hasil Prediksi
2000	650979	0
2001	1862462	1850979
2002	1941171	2650979
2003	3363323	2650979
2004	3524036	4650979
2005	6315139	4650979
2006	4955988	9050979
2007	10268308	9850979
2008	6341176	6650979
2009	5503967	5850979
2010	9291729	9050979
2011	8418978	7850979
2012	8425235	8650979
2013	9403724	8650979
2014	9358112	7850979
2015	6786962	7850979

Data Digunakan
Batas Himpunan
Fuzzy Set
Derajat Keanggotaan
Fuzzyfikasi
FLR
FLRG
Defuzzyfikasi

= Defuzzyfikasi =

1850979
 2650979
 2650979
 4650979
 4250979
 9850979
 9050979
 5850979
 7450979
 8650979
 7850979
 6650979

Gambar 0.9 Antarmuka Tab Proses Prediksi (Defuzifikasi)

BAB 6 PENGUJIAN DAN ANALISIS

Pada bab ini akan membahas pengujian dari hasil implementasi prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia menggunakan metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models*. Pengujian yang dilakukan sesuai dengan perancangan yang telah dibuat sebelumnya. Dari hasil pengujian dapat dilakukan analisis mengenai pengaruh parameter yang diuji terhadap hasil peramalan.

6.1 Pengujian Fungsional

Pengujian Fungsional merupakan pengujian yang bertujuan untuk mengetahui seberapa besar kesamaan atau kecocokan hasil dari proses perhitungan manual dengan hasil proses perhitungan sistem. Pada pengujian ini akan dilakukan uji coba sebanyak 1 kali yaitu uji coba prediksi tahun 2016 dengan menggunakan data dari tahun 2000 sampai dengan tahun 2015 sesuai dengan perhitungan manual yang telah dilakukan pada bab 4. Perbandingan hasil perhitungan manual dengan hasil proses perhitungan sistem ditunjukkan pada Tabel 6.1.

Tabel 0.1 Tabel Pengujian Fungsional

Variabel	Manual	Sistem
Jumlah Data	16	16
Nilai Maksimum	10268308	10268308
Nilai Minimum	650979	650979
Panjang <i>Interval</i>	800000	800000
Jumlah <i>Interval</i>	12	12
Hasil Prediksi	5850979	5850979
MAPE	17.759	17.759

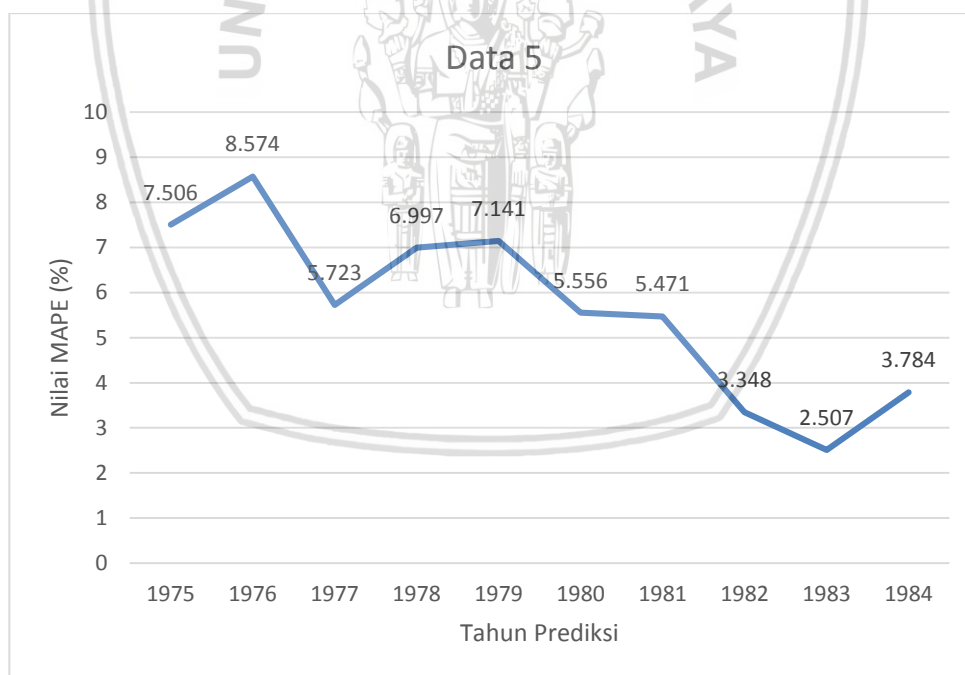
Berdasarkan pengujian yang ditunjukkan pada Tabel 6.1 diperoleh hasil percobaan perhitungan antara manual dan Sistem dapat dikatakan bahwa sistem sudah 100% sesuai dengan manual.

6.2 Pengujian untuk Pengaruh Jumlah Data Terhadap Nilai MAPE

Pengujian ini bertujuan untuk melihat apakah pengaruh jumlah data dengan data tahun yang berbeda-beda dapat mempengaruhi nilai MAPE. Pada pengujian ini dilakukan dengan 5 tipe jumlah data yaitu 5, 10, 15, 20, dan 25 data. Setiap tipe jumlah data dilakukan sebanyak 10 kali uji coba dengan data tahun yang berbeda-beda. Hasil uji coba 1 dengan menggunakan 5 data dari data tahun kendaraan bermotor yang berbeda-beda. Pengujian dengan menggunakan 5 data ditunjukkan pada Tabel 6.2 dan grafik pengaruh jumlah data terhadap nilai MAPE ditunjukkan pada Gambar 6.1.

Tabel 0.2 Pengujian dengan Menggunakan 5 Data

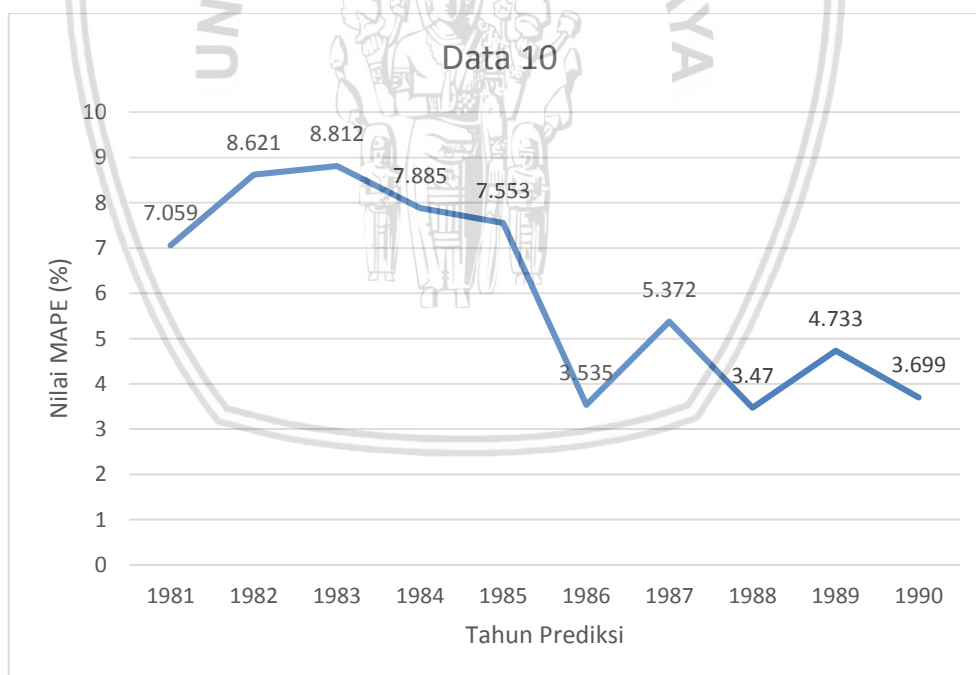
No	Data yang digunakan	Tahun Prediksi	Jumlah Data	Hasil Prediksi	Nilai MAPE
1	1971-1975	1975	5	275139	7.506
2	1972-1976	1976	5	270139	8.574
3	1973-1977	1977	5	258616	5.723
4	1974-1978	1978	5	286616	6.997
5	1975-1979	1979	5	448616	7.141
6	1976-1980	1980	5	598616	5.556
7	1977-1981	1981	5	598616	5.471
8	1978-1982	1982	5	598616	3.348
9	1979-1983	1983	5	586616	2.507
10	1980-1984	1984	5	578616	3.784
Rata-rata					5.660

**Gambar 0.1 Grafik Pengujian dengan 5 Data**

Hasil uji coba 2 dengan menggunakan 10 data dari data tahun kendaraan bermotor yang berbeda-beda. Pengujian dengan menggunakan 10 data ditunjukkan pada Tabel 6.3 dan grafik pengaruh jumlah data terhadap nilai MAPE ditunjukkan pada Gambar 6.2.

Tabel 0.3 Pengujian dengan Menggunakan 10 Data

No	Data yang digunakan	Tahun Prediksi	Jumlah Data	Hasil Prediksi	Nilai MAPE
1	1971-1980	1981	10	455139	7.059
2	1972-1981	1982	10	440139	8.621
3	1973-1982	1983	10	440139	8.812
4	1974-1983	1984	10	425139	7.885
5	1975-1984	1985	10	425139	7.553
6	1976-1985	1986	10	420139	3.535
7	1977-1986	1987	10	420639	5.372
8	1978-1987	1988	10	420139	3.47
9	1979-1988	1989	10	420139	4.733
10	1980-1989	1990	10	420139	3.699
Rata-rata					6.073

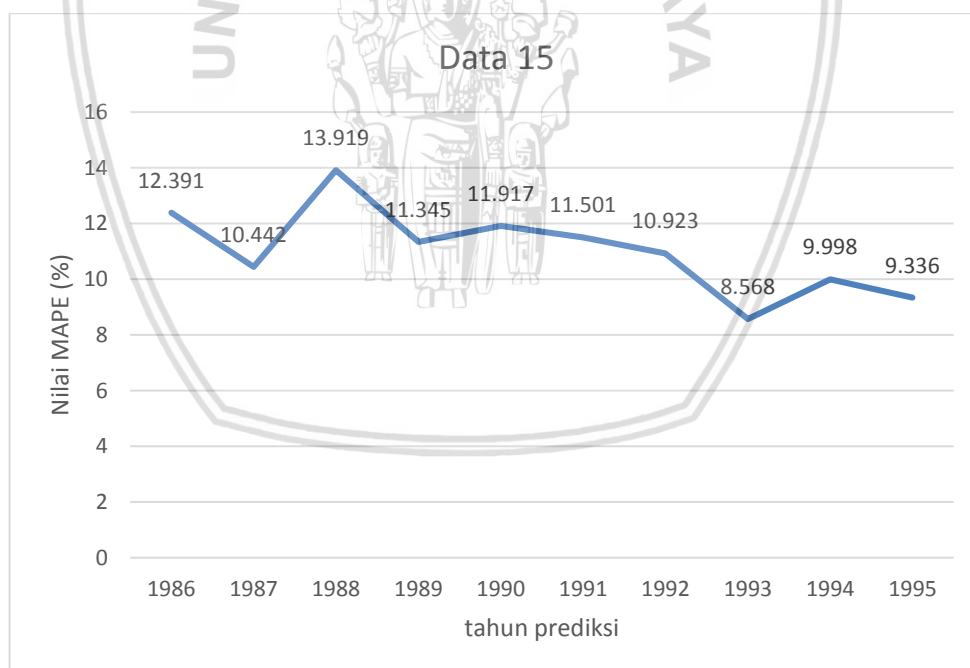


Gambar 0.2 Grafik Pengujian dengan 10 Data

Hasil uji coba 3 dengan menggunakan 15 data dengan menggunakan data tahun kendaraan bermotor yang berbeda-beda. Pengujian dengan menggunakan 15 data ditunjukkan pada Tabel 6.4 dan grafik pengaruh jumlah data terhadap nilai MAPE ditunjukkan pada Gambar 6.3.

Tabel 0.4 Pengujian dengan Menggunakan 15 Data

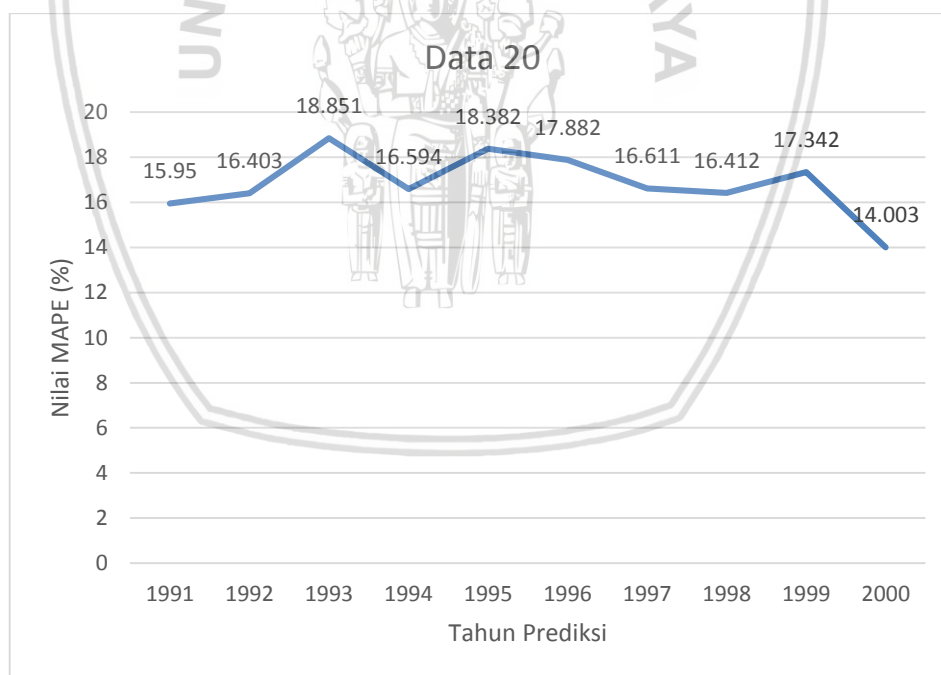
No	Data yang digunakan	Tahun Prediksi	Jumlah Data	Hasil Prediksi	Nilai MAPE
1	1971-1985	1986	15	245139	12.391
2	1972-1986	1987	15	400139	10.442
3	1973-1987	1988	15	400139	13.919
4	1974-1988	1989	15	395139	11.345
5	1975-1989	1990	15	395139	11.917
6	1976-1990	1991	15	395139	11.501
7	1977-1991	1992	15	395139	10.923
8	1978-1992	1993	15	395139	8.568
9	1979-1993	1994	15	440139	9.998
10	1980-1994	1995	15	435139	9.336
Rata-rata					11.03

**Gambar 0.3 Grafik Pengujian dengan 15 Data**

Hasil uji coba 4 dengan menggunakan 20 data dengan menggunakan data tahun kendaraan bermotor yang berbeda-beda. Pengujian dengan menggunakan 20 data ditunjukkan pada Tabel 6.5 dan grafik pengaruh jumlah data terhadap nilai MAPE ditunjukkan pada Gambar 6.4.

Tabel 0.5 Pengujian dengan Menggunakan 20 Data

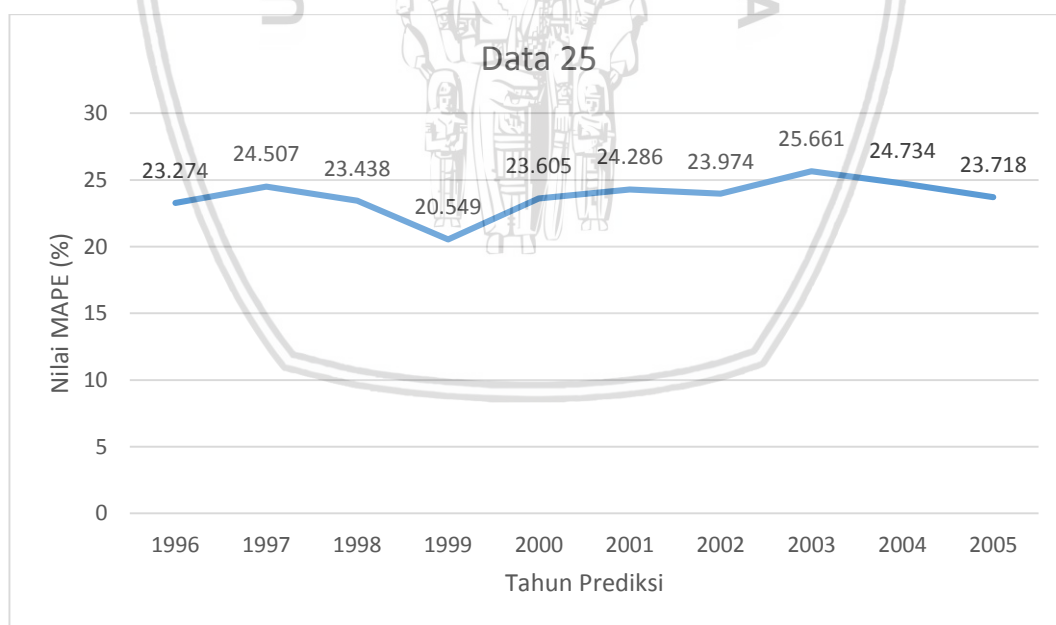
No	Data yang digunakan	Tahun Prediksi	Jumlah Data	Hasil Prediksi	Nilai MAPE
1	1971-1990	1991	20	280139	15.952
2	1972-1991	1992	20	320139	16.403
3	1973-1992	1993	20	333472	18.851
4	1974-1993	1994	20	333472	16.594
5	1975-1994	1995	20	330139	18.382
6	1976-1995	1996	20	330139	17.882
7	1977-1996	1997	20	330139	16.611
8	1978-1997	1998	20	335139	16.412
9	1979-1998	1999	20	335139	17.342
10	1980-1999	2000	20	335139	14.003
Rata-rata					16.84

**Gambar 0.4 Grafik Pengujian dengan 20 Data**

Hasil uji coba 4 dengan menggunakan 25 data dengan menggunakan data tahun kendaraan bermotor yang berbeda-beda. Pengujian dengan 25 data ditunjukkan pada Tabel 6.6 dan grafik pengaruh jumlah data terhadap nilai MAPE ditunjukkan pada Gambar 6.5.

Tabel 0.6 Pengujian dengan Menggunakan 25 Data

No	Data yang digunakan	Tahun Prediksi	Jumlah Data	Hasil Prediksi	Nilai MAPE
1	1971-1995	1996	25	1155139	23.274
2	1972-1996	1997	25	1305139	24.507
3	1973-1997	1998	25	1840139	23.438
4	1974-1998	1999	25	1050139	20.549
5	1975-1999	2000	25	650139	23.605
6	1976-2000	2001	25	650139	24.286
7	1977-2001	2002	25	1085139	23.974
8	1978-2002	2003	25	1865139	25.661
9	1979-2003	2004	25	3265139	24.734
10	1980-2004	2005	25	3515139	23.718
Rata-rata					23.774

**Gambar 0.5 Grafik Pengujian 25 Data**

Berdasarkan grafik pada Gambar 6.1 sampai Gambar 6.5 ditunjukkan bahwa jumlah data mempengaruhi nilai MAPE. Pola grafik nilai MAPE berdasarkan jumlah data yang dihasilkan adalah naik turun, namun lebih cenderung naik apabila menggunakan data lebih banyak, sehingga dapat dikatakan bahwa penggunaan banyak data dapat menyebabkan nilai MAPE semakin tinggi. Nilai MAPE yang

semakin tinggi terjadi karena range nilai data jumlah kendaraan bermotor pada tahun 1971 sampai 2015 selalu mengalami kenaikan setiap tahun dan datanya fluktuatif. Pada uji coba pertama sampai uji coba kelima, nilai rata-rata MAPE terkecil adalah pada uji coba pertama dengan menggunakan jumlah data 5 dengan menghasilkan nilai MAPE sebesar 5.660. Sedangkan uji coba dengan nilai MAPE terbesar adalah pada uji coba kelima dengan menggunakan 25 data dengan nilai MAPE sebesar 23.774. Pada uji coba kesatu sampai dengan uji coba kelima nilai terbaik MAPE yang dihasilkan mempunyai nilai rata-rata dibawah 20%, hasil ini menunjukkan bahwa prediksi dikatakan bagus. Pada perhitungan nilai kesalahan MAPE semakin rendah nilai MAPE maka dapat dikatakan hasil prediksi semakin baik dan sebaliknya nilai MAPE semakin tinggi maka hasil prediksi kurang baik.

6.3 Pengujian Validasi

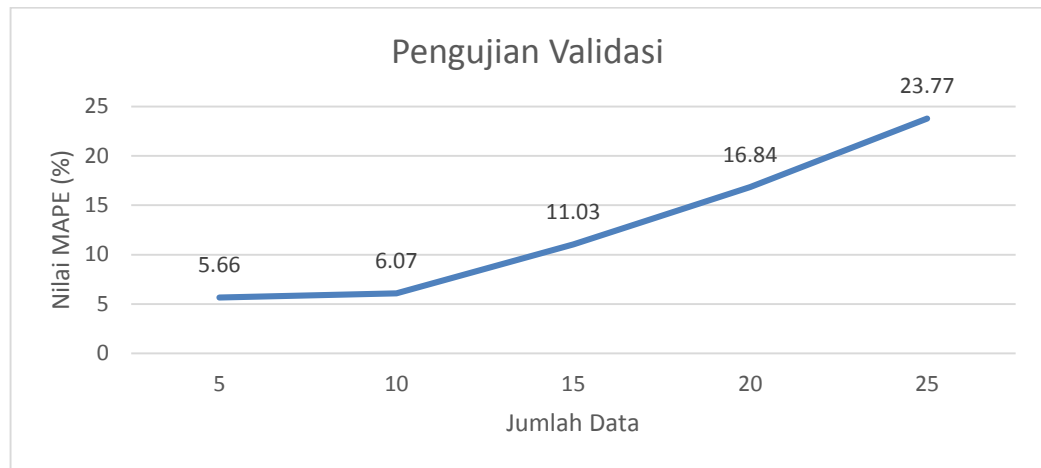
Pengujian validasi dilakukan untuk mengetahui apakah perangkat lunak telah menghasilkan prediksi yang *valid* dengan cara mengambil rata-rata MAPE dari pengujian 5 tipe jumlah data. Dengan melakukan pengujian ini akan menghasilkan tingkat akurasi sistem. Hasil pengujian dapat dilihat pada tabel 6.7.

Tabel 0.7 Pengujian Validasi

No	Jumlah data	MAPE
1	5	5.66
2	10	6.07
3	15	11.03
4	20	16.84
5	25	23.77
Rata-rata		12.67

Berdasarkan pengujian yang ditunjukkan pada Tabel 6.7 diperoleh hasil percobaan pengujian sebanyak 5 kali. Jika hasil percobaan menghasilkan nilai MAPE yang berbeda jauh atau fluktuatif maka perangkat lunak dikatakan tidak *valid*, namun jika sebaliknya maka perangkat lunak telah *valid*. Grafik dari hasil pengujian ini ditunjukkan pada Gambar 6.6.

Berdasarkan pengujian yang ditunjukkan pada Gambar 6.6 diketahui bahwa seluruh nilai MAPE dari hasil prediksi memiliki hasil terkecil yakni 5.66 dengan terbesar yakni sebesar 23.77 sehingga perangkat lunak yang telah diimplementasikan layak digunakan untuk prediksi. Dari hasil pengujian tersebut dapat dilihat bahwa semakin banyak data yang digunakan maka hasil nilai MAPE juga mengalami kenaikan. Hasil dari rata-rata MAPE yang dihasilkan dari pengujian ini sebesar 12.67%, dan akurasi sebesar 87.33%, dari hasil nilai MAPE tersebut menunjukkan bahwa hasil prediksi termasuk bagus karena memiliki nilai akurasi kesalahan dibawah 20% (Zainun,2010).



Gambar 0.6 Grafik Pengujian Validasi Terhadap Nilai MAPE



BAB 7 PENUTUP

7.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari penelitian ini yakni Prediksi Jumlah Kendaraan Bermotor di Indonesia Menggunakan Metode *Average-Based Fuzzy Time Series Models* dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Dari hasil penelitian ini disimpulkan bahwa rentang tahun sebagai data latih dapat mempengaruhi hasil prediksi dimana rentang tahun sebagai data latih yang tidak jauh dihasilkan hasil prediksi yang baik dan apabila rentang tahun sebagai data latih yang jauh hasil prediksi yang dihasilkan tidak baik.
2. Berdasarkan hasil pengujian, maka dapat diketahui bahwa:
 - a. Pada pengujian fungsional disimpulkan bahwa perhitungan secara manual dan perhitungan sistem sudah memiliki tingkat kecocokan sebesar 100 %.
 - b. Pada uji coba pertama sampai uji coba kelima, nilai rata-rata MAPE terkecil adalah pada uji coba pertama dengan menggunakan jumlah data 5 dengan menghasilkan nilai MAPE sebesar 5.66. Sedangkan uji coba dengan nilai MAPE terbesar adalah pada uji coba keempat dengan menggunakan 25 data dengan nilai MAPE sebesar 23.77. hasil pengujian pengaruh jumlah data dapat disimpulkan bahwa semakin banyak penggunaan data untuk prediksi menyebabkan nilai MAPE yang dihasilkan juga meningkat.
 - c. Berdasarkan pengujian validasi yang telah dilakukan diketahui bahwa hasil terkecil nilai MAPE yang dihasilkan yakni 5.66 dengan terbesar yakni sebesar 23.77 sehingga perangkat lunak yang telah diimplementasikan layak digunakan untuk prediksi. Hasil dari rata-rata MAPE yang dihasilkan dari pengujian ini sebesar 12.67%, dan akurasi sebesar 87.33 %, dari hasil nilai MAPE tersebut menunjukkan bahwa hasil prediksi termasuk bagus karena memiliki nilai akurasi kesalahan dibawah 20%.

7.2 Saran

Saran dari penulis untuk pengembangan penelitian lebih lanjut adalah sebagai berikut:

1. Melakukan prediksi jumlah kendaraan bermotor di di Indonesia dengan menggunakan metode model *fuzzy time series* yang lain, seperti *High Order Fuzzy Time Series* kemudian membandingkan hasilnya dengan hasil penelitian ini.
2. Melakukan prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia dengan menggunakan metode selain model *fuzzy time series*, misalnya metode *Data Mining*, *Neural Network*, dan *Algoritma Genetika* kemudian membandingkan hasilnya dengan hasil penelitian ini.

3. Melakukan prediksi jumlah kendaraan bermotor di Indonesia dengan menambahkan variabel lainnya yang mempengaruhi kenaikan dan penurunan jumlah kendaraan bermotor di Indonesia.



DAFTAR PUSTAKA

- Anwary, A.A. 2011. *Prediksi Kurs Rupiah Terhadap Dollar Amerika menggunakan Metode Fuzzy Time Series*. Tugas Akhir. Semarang: Universitas Diponogoro.
- Badan Pusat Statistik (BPS). 2017. *Jumlah Kendaraan Bermotor di Indonesia*. URL:<http://bps.go.id>. Diakses tanggal 1 Maret 2017.
- Berutu, Sunneng Sandino. 2013. *Peramalan Penjualan dengan Metode Fuzzy Time Series Ruey Chyn Tsaur*. Program Pasca Sarjana, Universitas Diponogoro.
- Chang, Jing-Rong., Huang, Yu-jie. 2011. *A Weighted Fuzzy Time Series Model Based on Adaptive OWA Operators*. International Conference on Uncertainty Reasoning and Knowledge Engineering.
- Haris, M.Syauqi. 2010. *Implementasi Metode Fuzzy Time Series dengan Penentuan Interval Berbasis Rata-rata untuk Peramalan Data Penjualan Bulanan*. Tugas Akhir. Malang: Universitas Brawijaya.
- Hernasary, Yunita. 2007. *Metode Time Invariant Fuzzy Series untuk Peramalan Pendaftaran Calon Mahasiswa*. Tugas Akhir. Medan: Universitas Sumatera Utara.
- Jumingan. 2009. *Studi Kelayakan Bisnis*—Teori dan Pembuatan Proposal Kelayakan. Jakarta : Bumi Aksara.
- John, Robert., Yang, Yingjie dan L, Youdthachai. 2010. *High-Order Type-2 Fuzzy Time Series*. International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition.
- Kusuma, Dewi dan Purnomo. 2010. *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Puspitasari, Endah., Linawan, Lilik dan Parhusip, Hanna Arini. 2012. *Peramalan Persentase Perubahan Data Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dengan Fuzzy Time Series*. Prosding Seminar Nasional Sains dan Pendidikan Sanins VII UKSW.
- Purwanto, Angga Devi. 2013. *Penerapan Metode Fuzzy Time Series Average-Based pada Peramalan Data Hari Penampungan Susu*. Skripsi. Malang: Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya.
- Rachmawansah, Komet. 2014. *Average-Based Fuzzy Time Series untuk Peramalan Kurs Valuta Asing (Studi Kasus: pada Nilai Tukar USD-IDR dan EUR-USD)*. Malang: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan, Universitas Brawijaya.
- Singh, S.R. 2007. *A Simple Time Variant Method for Fuzzy Time Series Forecasting*. Cybermetics and System : An Int. Journal 38, pp 305-321.

- Song, Q., Chissom, B., 1993. *Forecasting Enrollments with Fuzzy Time Series part 1. Fuzzy Sets and System* 54:1-9.
- Syukriyawati, Gusnia. 2015. *implementasi metode Average-Based Fuzzy Time Series Models pada prediksi jumlah penduduk provinsi DKI Jakarta*. Tugas Akhir. Malang: Universitas Brawijaya.
- Tanjung, I. Hasnita. 2012. *Peramalan Jumlah Penjualan Distributor Telor Terhadap Permintaan Pasar Menggunakan Metode Average Based Fuzzy Time Series (ABFTS)*. Skripsi. Medan: Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara.
- Trie, Magdalena, et al. 2013. *Implementasi Sistem Pakar Penentuan Jurusan IPA IPS Menggunakan Metode Tsukamoto*. Malang: Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya.
- Undang-undang Republik Indonesia nomor 22 tahun 2009 tentang Lalu Lintas dan Angkutan Jalan Raya. Jakarta: Kementerian Sekretariat Negara Republik Indonesia.
- Winarno, W.W. 2007. *Analisis Ekonometrika dan Statistika dengan Eviews*. Yogyakarta: UPP STIM YKPN.
- Wong, Wai-Keung., Bai, Enjian dan Chu, A.Wai-Ching. 2010. *Adaptive Time-Variant Models for Fuzzy-Time-Series Forecasting*. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics, Vol.40, No 6, Desember 2010.
- Xihao, Sun dan Yimin, Li. 2008. *Average-Based Fuzzy Time Series Models for Forecasting Shanghai Compound Index*. ISSN 1 746-7233, England, UK. World Journal of Modelling and Simulation Vol.4 (2008) No.2, pp. 104-111.
- Zainun, N.Y.B., Rahman, I.A. and Eftekhari, M., 2010. *Forecasting low-cost housing demand in Johor Bahru, Malaysia using artificial neural networks (ANN)*. *Journal of Mathematics Research*, 2 (1), pp. 14 - 19.